

线性代数 未竟之美

$$\begin{aligned} & (\text{Done Right})^{-1} \\ &= \text{Right}^{-1} \text{Done}^{-1} \\ &= \text{Left Undone} \end{aligned}$$

LINEAR ALGEBRA LEFT UNDONE



浙江大学竺可桢学院
辅学讲义

致每一个阳光下闪烁着七彩光芒的泡沫

To every bubble glittering with colorful lights under the sun

一些初衷

我为这本讲义起了一个大胆的标题，它来源于浙江大学竺可桢学院线性代数 II (H) 课程选用的教材《线性代数应该这样学》(英文原版名:《Linear Algebra Done Right》)。我们带着半娱乐性质地将最后两个单词像矩阵求逆一样(见封面设计)进行了颠倒,得到了本书的英文名:《Linear Algebra Left Undone》。

接下来我们遇到了一个问题:中文名应该是什么呢?郑俊达同学提供了一个可行解:《线性代数:未竟之美》。转念一想,这一标题不能更契合我们的编写初衷。事实上,我们认为现行的大部分线性代数或高等代数教材具有如下问题,它们也困扰了笔者和许多读者的学习,我们也给出了解决的方案:

1. 从线性代数的角度来看,它们的讲解顺序不够自然,大部分教材都从行列式起步,缺乏引入地给出各种概念,使得读者无法理解线性代数的本质。可以说这些教材应当更名“行列式与矩阵计算”,因为线性代数着重研究的线性空间和线性映射反而成为了边缘内容。因此我们采取了更好的讲解思路,更能体现线性代数的美感而非延续高中填鸭式的数学教育——事实上那根本称不上数学,那样的讲授思路根本不够“数学”,失去了数学本身的自然之美,而且使得读者误解数学、厌恶数学;
2. 浙江大学竺可桢学院两学期线性代数课程选择的《大学数学:代数与几何》和《线性代数应该这样学》教材采用了从抽象空间引入的方式,更贴近本质。但实践过程中许多同学会对“为什么要一开始就学习这些抽象内容”缺乏概念,特别是《线性代数应该这样学》对于工科同学而言“数学味道太浓”,因此最后可能学习效果还不如填鸭式地灌输解题方法。因此我们在讲义中相当于为教材做了很多的注脚,并且优化了整体设计,提供了大量例题习题,都是为了能更自然地引入抽象内容,让读者知道我们为何要学习这些内容,这些内容当年在数学家眼中最自然的状态是什么,这样才能使

得抽象的概念易于被初学者接受；

3. 我们的例题和习题编排也是精心设计过的，不会出现大部分教材使用过程中“上课讲的、作业做的和考试考的脱节”的情况，这一问题不只是很多数学基础课教学的问题，也是国内各个专业都存在的教学问题，笔者也深受其害，所以编写例题习题特别注重对概念和定理的理解、对方法的掌握，不会出现教材中说什么知识很重要但没有例子体会很重要的这种抽象情况，并且大量的习题贴近所学知识也贴近考试，让读者通过习题更好地掌握知识而非反而迷惑不知道自己学了什么，才能更好地体会线性代数的美感而非感受到题海的压迫；
4. 除了自然的美感外，更重要的是还有“未竟”的美感。我们添加了“史海拾遗”一讲，在此之前是线性方程组理论的“已竟”理论，而那之后的标准形理论开始，特别是到后续欧式空间的部分，我们可以引入到线性代数在更多数学分支乃至其他学科中的应用。之前在某校友圈中看见一个投票，说“线性代数是否应该包括抽象代数和泛函分析的内容”，事实上我们应当模糊一些边界，这些内容能让我们更好地理解线性代数本身，同时能让我们看到学习线性代数后能如何向着人类知识边界更进一步，这才是“未竟”的美感。我们相信我们自然的讲述能够让读者体会到数学的自然之美——我们已经尽力避开不自然的思路以及自然引入抽象的概念，在初识“高等数学”的时候就能够建立起一套与高中不一样的更自然美丽的学习逻辑，从而让读者不畏惧数学，能够热爱数学，感受到数学家们探索真理的乐趣。

古人有三不朽：立德、立功、立言，著书立说即为立言。虽说我完全不可能因为编写了一本基础课的讲义而有如此崇高的地位。但在我心里，我已经通过这本讲义将我的热情、我的想法传达给了不少的读者，这样也无愧于我在浙江大学的本科四年。未来或许这本讲义会淹没在历史的风尘中，但我想只要它的某行文字曾经给予读者一丝丝的启发，或更实际地帮助了读者得到了心仪的分数，我想它就是有价值的，我本人的价值也得到了一定的实现。

本书的面世

自 2021 年秋参与浙江大学竺可桢学院学研部（现竺可桢学院学业指导中心）组织的朋辈辅学活动以来，我即将第三次参与线性代数荣誉课的辅学活动。犹记讲义最初的简陋版本，那时为了辅学的期中、期末准备的简单复习提要，里面因为本人时间有限甚至缺少了特征值与特征向量的内容。那时的讲义基本都是知识点的罗列，缺少了许多重要的例题和证明，犹记第一次拿起这个讲义站上讲台的时候，我深刻体会到了这一讲义的不足，因此那次的授课整体而言较为玄学，比较干瘪。因此在 2022 年再次参加辅学授课时，我借着疫情放开考试延迟的机会分了六个大专题写出了一本相对完整的适合于《大学数学：代数与几何》的复习讲义。里面的讲解比较全面，习题也十分丰富，可以说在复习资料中已经能算过得去的一版了。

但我并不满足于此，我希望这本讲义能成为一本真正的完整的讲义，能兼具配套学习、考试复习的功能，并且在保证体系严谨完整的前提下有更优化的讲解逻辑。因此在 2023 年的暑假，我基于原先的复习版本进行扩展重排。在这一版本中，我将原先复习资料中的粗略描述都换为了严谨的完整叙述，并且反复打磨讲解顺序，从而更自然地将另一本教材《线性代数应该这样学》的内容自然融合，并且添加了大量的 remark 更适合于初学者学习。更重要的是，我们中间添加了许多文字叙述，一方面自然引入我们要讲解的内容，这对于初学者而言是很重要的 insight，另一方面反复强调我们的行文逻辑，对推进逻辑做适当总结，使得读者能更快地形成体系，同时也补充了很多拓展内容，一些是为了方便读者更自然地理解抽象内容，有一些是契合“未竟之美”的标题，让读者能体会到数学的美感，体会到学习线性代数后我们知识的边界可以推广到多远。

致谢

我或许首先需要感谢 2022 年疫情放开之下的寒冬，没有这学期线性代数考试的延期，我也不会有如此充裕的时间整理出本讲义较为完整的底稿，也就没有这一完整讲义的面世。

在编写的过程中，我需要特别感谢下面记为同学对我的讲义提供了直接的支持：梅敏炫同学主编了讲义内积部分，郑俊达同学主编了解析几何部分，周健均同学编写了行列式计算进阶部分，朱熙哲和谢集同学负责了讲义习题答案部分。特别感谢李英琦同学全权负责了本讲义的格式设计以及插图，感谢王鹤翔同学设计了本讲义的封面。

我还需要感谢同级的王和钧同学，感谢他当年 push 我写出了最初版本的复习提要。我要感谢比我低一级的郭苗苗同学，感谢她当年反复邀请我走上讲台实现梦想，虽然可能第一次授课效果一般，但这对于后来我不断打磨授课方式，打磨讲义有非常重要的意义。我也应当感谢竺可桢学院学研部（现竺可桢学院学业指导中心）给我提供了一个辅学的平台，让我通过讲义将我的热情能传达给更多的读者。我还需要感谢支持我前面版本，对前面版本无论赞扬或是提出意见的读者们，正是有了大家的支持才有了接下来越来越好的版本的面世。

我想我也应该特别感谢数学科学学院的吴志祥、谈之奕和刘康生老师，他们在我线性代数入门过程中做了重要的引路人的工作，讲义中许多讲解思路也来源于他们精彩的授课。我也应该特别感谢数学科学学院的王晓光老师，他在复变函数课程以及讲义上的热情以及倾注的心血启发我也应该将我的学习思路和经验通过讲义传达给更多人，并且启发我思考如何从更高的观点、更自然的角度引导读者学习新知识，享受追求真理的过程。

参考文献

本讲义作为浙江大学竺可桢学院线性代数荣誉课的辅学讲义，因此核心思路来源于我们选择的教材《大学数学：代数与几何（第二版）》（居余马，李海中）、《大学数学：代数与几何学习辅导》（林翠琴，居余马）、《线性代数应该这样学（第三版）》（[美]Sheldon Axler）

在编写与修订的过程中，我也参考了其他非常多优质的教材或辅导资料，如《高等代数（第二版）》（丘维声）、《高等代数：学习指导书》（丘维声）、《线性代数辅导讲义》（汤家凤）、《高等代数强化讲义》（李扬）以及《高等代数考研：高频真题分类精解 300 例》等，并参考了部分历年试题。在复数域的引入部分我也简单参考了王晓光老师的《复变函数讲义（2023 版）》。

最后如果读者学完本讲义后对代数学有浓厚的兴趣，非常推荐读者学习后续的抽象代数课程。这里推荐与我同级的刘泓健同学编写的《写给计算机系学生的代数》作进一步的了解，我们许多高级专题都对这一讲义有引用。

吴一航

浙江大学计算机科学与技术学院

yhwu_is@zju.edu.cn

2023 年 8 月

本书特色

自有底稿成书的念头以来，笔者就十分希望本书能够摆脱市面上大部分线性代数或高等代数教材固有的一些不够友好的编写风格，力图呈现一本能让读者眼前一亮的讲义。因此本讲义在编写过程中笔者不断创新讲授思路，大胆摒弃传统的编排风格，总体而言本讲义有如下几大特色：

1. 本讲义兼具教材、笔记、复习提纲等多种功能：

- (1) 说它像是教材，因为我们保留了完整的讲授体系，所有的思路都是反复打磨确认过的，保证了整体逻辑的完整和自然；
- (2) 说它像是笔记，因为这其中我们特别注重一些细节性的内容，这些内容在教材或授课中可能会因为太过平凡被忽略，但在初学中是很重要的，例如我们对求解线性空间像与核、求解线性映射矩阵表示的很多讨论都是基于笔者在初学时出现的困惑增添了很多的细节，力求读者在初学阶段就能减少因为这些细节带来的困惑；
- (3) 说它像是复习提纲，因为在编写过程中我们的很多内容都会分条列出，并且笔者特别注意了编写的逻辑连贯性，阅读起来思路比一般教材主线更清晰。除此之外每讲最后还有内容总结，并且经常会提供思维导图或是文字描述逻辑等便于读者快速掌握完整的思想体系。

2. 本讲义提供了丰富的例题和习题，几乎能覆盖到所有重要的概念、定理和方法，同时我们也为这些题目提供了详细的解答，考虑了读者的阅读体验。我们的例题编排特别考虑了初学者在学习过程中可能遇到的困难，特别设置了很多适合于加深对概念、定理以及基本方法理解的例题。习题我们也是精心挑选，选择难度适中、有助于理解的

经典题目，一些技巧性过强而脱线性代数本质的题目我们也会删去或给读者一定的提示. 因此我们的讲义特别重视教学和习题和考试的一致性，这对于初次学习而言也是非常重要的，也是很多教材没有精心编排而忽略的，事实上这会特别影响读者阅读体验；

3. 在本讲义的编排过程中，我们摒弃了传统的讲授思路. 首先我们选择《大学数学：代数与几何》以及《线性代数应该这样学》作为参考教材，它们都是从抽象空间出发研究的，相比于一般的线性代数或高等代数教材更能深入本质. 但我们也考虑到过于抽象的引入对初学者十分不友好，所以我们不断地强调我们的讲授逻辑，重视自然地引入概念，自然地推进对概念的研究，最后引申至这些概念对于我们之后的研究的重要性. 因此编排中我们不断优化内容编排顺序，也添加了足量的补充内容，目的就是使得读者能够更自然地接受而非填鸭式地囫囵吞枣，能够真正体会到数学的自然之美而非在抽象的描述或是繁杂的技巧中迷失了方向，我想这对于每一个数学学习者而言都是非常关键的.

阅读建议

我们为以下四类读者提供如下阅读建议：

1. 初学线性代数过程中的读者：那么请坐稳扶好，备好配套的《大学数学：代数与几何》以及《线性代数应该这样学》. 这本讲义是很好的学习笔记，其中我们有大量的 remark 帮助读者理解教材中可能觉得很平凡的内容，也有大量编排合理的例题和习题帮助读者巩固知识. 初学过程中很推荐读者阅读我们反复强调的一些逻辑和一些补充的内容从而尽快形成学习体系，这对于数学学习是非常关键的——把握了主线，剩下的就只有一些细节留待补充. 当然一些较难的习题不一定在第一次就要掌握，因此可以根据自己的接受程度合理选择；
2. 希望重新学习加深理解的读者：我想这本讲义是非常适合第二次更为深入学习理解的，当然第二次学习可以适当略过一些基础和细节内容，但本讲义中很多深入的讨论、独特的思路和有意义的联系一定对你第二次学习有所裨益；
3. 在学习其他方面知识时回顾线性代数基础的读者：无论是基础已经遗忘很多或是还有一定印象的读者，本讲义都可以为您提供帮助，因为本书逻辑完整，并且从基础讲起，非常有助于简要回顾一些概念帮助后续研究学习其他内容，相比于一些教材填鸭式的讲解更适合于在简短的内容中迅速把握住重点；
4. 复习考试的读者：如前述本书特色所说，本讲义有大量的通过分点列举总结的内容，每节最后也有比较完整的内容总结和逻辑梳理，我们也准备了足量的例题和习题供读者参考. 但因为本书是从最基础的讲起，并且非常重视一些细节，因此复习时读者可

以略过一些过于基础和细节的内容，也可以选择性参考讲义中给出的证明等，习题也可以优先选择难度适中的，因为考试中不会出现很难的题目。

例题与习题

笔者坚信，没有适量习题练习是很难在初学时较为清晰地掌握线性代数这些抽象的思路以及运算技巧的，因此本讲义提供了足量的例题与习题便于读者及时巩固学习的概念，并掌握一些常用的技巧，拓展一些实用的结论，同时一些例题和习题也是讲义完整逻辑中不可或缺的一环。

讲义中的例题有部分直接概念性的，因为考虑到有一些概念初学时太过抽象，或者一些公式较为复杂，需要及时联系以熟悉使用。还有一些例题是非常经典的问题，其中的思想在很多其它习题中都会使用到。基本上在每个重要概念/定理/方法介绍后笔者都会准备合适的例子，并且都会直接在题目后给出答案。

讲义的习题均设置了 A、B、C 三组，从低至高区分了难度，读者可以根据自己的实际需求选择合适难度的习题进行巩固提升。所有的习题都在习题答案分册中提供了解答或思路（教材习题可能直接引用），因此读者在思考中遇到困难时可以参考其中的思路，但我们并不推荐直接参考答案将所有习题粗略过一遍，这样的学习效果十分有限。

授课建议

非常欢迎在本讲义的基础上节选或改编出适合辅学授课的讲义，但请注意以下几点：

1. 请遵循[知识共享署名-非商业性使用-相同方式共享 4.0 国际许可协议](#)；
2. 本讲义由于笔者本人风格以及目的所在，因此内容较为细致，在授课时您应当有选择性地节选内容在课堂上讲授，一些细节性的内容可以在课后让学生自行阅读，否则在有限时间内很难讲授较为完整的体系；
3. 同理，在授课过程中您可以选取对您的授课思路有帮助的经典例题或习题进行讲授。授课中题在精不在多，您应当根据自己的授课风格和时间安排合理地选择题目，以有助于学生理解以及掌握基本方法为宗旨。

最后的话

我们十分清楚，现在阅读这段话的你可能从小到大都对数学缺乏兴趣，也可能在未来与数学之间不会再有很多的交集。我想很多同学都是经过填鸭式的应试教育而来，如果并非生来热爱，那种传统的教学方式只能是不断地毁灭式打击学生的数学学习兴趣。

在序言中笔者也提到，这本讲义希望还原数学本原的自然之美，因此从引入到推进到引申，特别是“未竟之美”部分，我们都尽可能地从自然的角度出发，然后不断深入，让读

者能够看到人类目前研究的模糊边界，能够看到数学的无限魅力。或许从小我们便接受过教育，说数学或许不能帮你买菜，但其中的“思维方式”才是最重要的。我想，通过本讲义由浅及深的自然推进，读者大概可以体会当年无数数学家在探索数学本原时的或许“灵光一现”又或许“站在巨人肩膀”背后的思维方式。更重要的是，这就是追求真理的过程，是一代代数学家用自己有限的生命逼近宇宙无穷，通向崇高理念世界的过程。我想读者无论是在学习哪个专业，这都是非常重要的精神品质。

尽管我们在编写过程中尽可能地考虑到了读者的阅读体验，但我们也不可能做到面面俱到，如果内容编排上有什么不合理的地方，或者有什么地方不够清晰，欢迎您将您的阅读体验通过邮件或直接在本讲义所在的 [GitHub 仓库](#)提交 Issue。如果您希望加入我们的编写团队，将这一讲义传承下去，也欢迎您通过 [GitHub 仓库](#)提交 Pull Request。

愿诸君热爱数学，热爱对真理的追求。

吴一航

浙江大学计算机科学与技术学院

yhwu_is@zju.edu.cn

2023 年 8 月

目录

第 1 讲 预备知识	1
1.1 基本代数结构	1
1.2 复数域的引入	6
1.3 等价关系	8
1.4 高斯消元法	12
未竟专题一 预备思想	17
1ε.1 数学证明初探	17
1ε.2 代数结构的引入	24
1ε.2.1 群来源于对称	24
1ε.2.2 五次方程没有求根公式?	25
1ε.3 公理化思想与布尔巴基学派	26
1ε.3.1 公理化思想	26
1ε.3.2 布尔巴基学派	35
第 2 讲 线性空间	39
2.1 线性空间的定义	40
2.2 线性子空间	48
2.3 线性表示 线性扩张	50
第 3 讲 有限维线性空间	55
3.1 线性相关性	55
3.1.1 线性相关性的定义	55
3.1.2 线性相关性的定理	57

3.2	基与维数	60
3.2.1	引入: 向量组的秩与极大线性无关组	60
3.2.2	向量组的性质	62
3.2.3	基与维数	65
3.2.4	极大线性无关组的求法	68
3.3	向量的坐标	70
第 4 讲	线性空间的运算	75
4.1	线性空间的交、并、和	75
4.2	覆盖定理	77
4.3	维数公式	78
4.4	线性空间的直和	80
第 5 讲	线性映射	87
5.1	线性映射的定义	87
5.1.1	线性映射的定义	87
5.1.2	线性映射举例	89
5.1.3	线性映射的基本运算	92
5.2	线性映射的像与核	93
5.3	线性映射的确定	95
第 6 讲	线性映射基本定理	101
6.1	线性映射的秩	101
6.2	线性映射基本定理	101
6.3	像与核的进一步讨论	104
6.4	可逆与同构	108
6.4.1	线性空间同构的概念	108
6.4.2	同构的等价条件	110
第 7 讲	线性映射矩阵表示 (I)	117
7.1	线性映射矩阵表示	117
7.2	$\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 与矩阵空间的同构	121
7.2.1	矩阵的加法和数乘	121
7.2.2	同构的说明	122
7.3	线性映射的复合与矩阵乘法	123
7.3.1	矩阵乘法的定义与基本性质	123
7.3.2	矩阵多项式	127
7.4	一组例题	129

第 8 讲 线性映射矩阵表示 (II)	135
8.1 矩阵的逆	135
8.1.1 基本概念	135
8.1.2 基本性质	137
8.1.3 逆矩阵的求解 (基本方法 I)	137
8.1.4 广义逆矩阵	138
8.2 线性空间的积	138
8.2.1 线性空间的积的定义与性质研究	138
8.2.2 线性空间的积与直和	140
8.3 线性空间的商	142
8.3.1 商空间的引入与仿射子集	142
8.3.2 商空间	144
8.3.3 商映射	147
第 9 讲 线性映射矩阵表示 (III)	151
9.1 对偶空间与对偶映射	151
9.1.1 对偶空间	151
9.1.2 对偶映射	153
9.1.3 双重对偶空间	156
9.2 对偶映射的矩阵	158
9.3 转置的计算性质	159
9.3.1 基本性质	160
9.3.2 对阵矩阵与反对称矩阵	161
第 10 讲 矩阵运算进阶 (I)	165
10.1 初等矩阵	165
10.1.1 基本概念与性质	165
10.1.2 逆矩阵的求解 (基本方法 II)	167
10.1.3 线性映射与初等变换	168
10.2 分块矩阵	170
10.2.1 运算性质	170
10.2.2 分块矩阵初等变换 (打洞法)	173
10.2.3 分块矩阵与数学归纳法	176
10.3 矩阵方程	177
第 11 讲 矩阵的秩	181
11.1 矩阵的秩	181
11.2 三个重要的定理	185

11.3 相抵标准形	191
11.4 秩不等式	197
第 12 讲 矩阵运算进阶 (II)	207
12.1 特殊矩阵	207
12.1.1 对角矩阵	207
12.1.2 上(下)三角矩阵	208
12.1.3 基本矩阵	209
12.1.4 其他矩阵	210
12.2 矩阵可交换问题	210
12.3 矩阵的逆进阶求法	213
12.3.1 给定多项式求逆矩阵	213
12.3.2 利用分块矩阵初等变换	214
12.3.3 求逆的分式思想	215
12.3.4 提逆思想	216
12.4 矩阵的幂	216
第 13 讲 行列式 (I)	225
13.1 行列式的定义	225
13.1.1 公理化定义	225
13.1.2 递归式定义	228
13.1.3 行列式的常用性质	231
13.2 行列式的基本运算	233
13.3 伴随矩阵	236
13.4 Cramer 法则	238
13.5 行列式的秩	241
13.5.1 行列式的秩	241
13.5.2 关于秩的总结	243
第 14 讲 行列式计算进阶	249
14.1 化三角形法	249
14.2 连加法	250
14.3 滚动消去法	250
14.4 降阶法	251
14.5 升阶法	253
14.6 数归/递推法	254
14.7 硬拆法	257
14.8 箭形行列式	258

14.9 Vandermonde 行列式	259
14.10 * 利用 $ E_m - AB = E_n - BA $	260
14.11 Laplace 定理	262
第 15 讲 朝花夕拾	269
15.1 线性方程组解的一般理论	269
15.1.1 线性方程组解的一般理论	269
15.1.2 齐次线性方程组解的一般理论	270
15.1.3 非齐次线性方程组解的一般理论	271
15.2 理论应用	274
15.3 线性方程组拓展题型	277
15.3.1 含参数的线性方程组问题	277
15.3.2 线性方程组同解问题	278
15.3.3 线性方程组公共解问题	281
15.3.4 线性方程组反问题	287
第 16 讲 史海拾遗	297
16.1 起点：初等代数	297
16.1.1 初等代数简介	297
16.1.2 西方初等代数发展史简述	299
16.1.3 中国初等代数发展史简述	300
16.2 演化：线性代数的产生与发展	301
16.2.1 行列式与 Cramer 法则的引入	301
16.2.2 线性方程组与行列式的进一步研究	303
16.2.3 矩阵理论的发展	310
16.2.4 线性代数的应用：解析几何的发展	312
16.2.5 线性空间与线性映射的角度	313
16.3 推广：线性代数之后的线性和代数	313
16.3.1 泛函分析	313
16.3.2 抽象代数	313
16.4 进阶：(线性)代数的进一步发展	314
16.4.1 抽象代数	314
16.4.2 泛函分析	314
16.4.3 抽象代数	314
16.5 进阶：本世纪的线性代数	314
16.5.1 正定性：从数到矩阵，以及本世纪的矩阵论	314
16.5.2 线性方程组的解：快一点，再快一点！	318
16.5.3 随机矩阵：吸引了陶哲轩的未解之谜	320

16.5.4 机器学习!	321
16.6 未来: 从线性代数出发能望到多远	322
16.6.1 模作为线性空间的推广	322
16.6.2 张量积: 一个过渡性章节	323
16.6.3 从代数到单子: 往程序设计范式前进	324
16.6.4 线性化: 群表示的艺术	324
16.6.5 拓扑向量空间: 从布尔巴基学派的遗产走出	326
16.6.6 仿射簇, 以及代数几何的问题	326
第 17 讲 多项式	329
17.1 多项式的定义	329
17.2 零点与因式	331
17.3 整除与互素	334
第 18 讲 不变子空间	337
18.1 不变子空间的定义	337
18.2 特征值与特征向量	341
18.2.1 特征值与特征向量的定义与求解	342
18.2.2 特征值的基本性质	346
18.2.3 特征向量的基本性质	349
18.2.4 实数域与复数域的讨论	353
第 19 讲 相似标准形 (I)	359
19.1 相似的定义与性质	359
19.2 对角矩阵	364
19.2.1 对角化问题的一般解法	364
19.2.2 可对角化的条件	368
19.2.3 幂等矩阵	375
第 20 讲 相似标准形 (II)	383
20.1 上三角矩阵	383
20.2 核空间的性质 幂零矩阵	387
20.2.1 核空间的性质	387
20.2.2 幂零矩阵	388
20.3 分块对角矩阵	389
20.3.1 广义特征子空间与分块对角矩阵	389
20.3.2 平方根问题	392

第 21 讲 多项式的进一步讨论	395
21.1 特征多项式 Hamilton-Cayley 定理	395
21.2 极小多项式及其性质	399
21.3 多项式与标准形的应用	402
第 22 讲 若当标准形	407
22.1 若当标准形的存在与形式	407
22.2 若当标准形的求解	409
22.3 若当标准形的另一求法	412
22.4 若当标准形的应用	413
第 23 讲 内积空间	419
23.1 内积和范数	419
23.1.1 内积和范数的定义及性质	419
23.1.2 正交的定义 基于正交的性质	420
23.2 标准正交基	423
23.3 正交补	427
23.3.1 正交补 正交投影	427
23.3.2 极小化问题	429
第 24 讲 内积空间上的算子 (I)	433
24.1 自伴算子和正规算子	433
24.1.1 伴随	433
24.1.2 自伴算子	435
24.1.3 正规算子	436
24.2 谱定理	438
24.2.1 复谱定理	438
24.2.2 实谱定理	440
第 25 讲 内积空间上的算子 (II)	445
25.1 正交矩阵和酉矩阵	445
25.1.1 定义	445
25.1.2 等距同构	447
25.2 正定矩阵	449
第 26 讲 二次型	455
26.1 二次型的定义	455
26.2 矩阵相合的定义与性质	456
26.3 二次型标准形的定义与求解	457

26.4 相合规范形 惯性定理	458
26.5 标准形的应用	460
第 27 讲 极分解与奇异值分解	461
第 28 讲 实空间上的算子	465
第 29 讲 行列式 (II)	467
第 30 讲 线性代数与解析几何基础	469
30.1 欧几里得空间	469
30.2 欧氏空间上的运算	469
30.3 点、直线、平面的表示	471
30.3.1 平面的方程	471
30.3.2 直线的方程	472
30.4 平面与直线间的位置关系	473
30.4.1 线与线的位置关系	473
30.4.2 线与面的位置关系	473
30.4.3 面与面的位置关系	474
第 31 讲 线性代数与多元微积分	475
31.1 向量函数的导数	475
31.2 行列式的导数	475
31.3 Jacobi 行列式	475
第 32 讲 线性代数与统计学	477
32.1 多元正态分布	477
32.2 马尔科夫链	477
名词索引	479

线性代数作为大学的第一门数学课，预修要求并不高。我们默认读者具有基本的高中数学知识，因此关于集合、映射以及向量的基本知识我们不在赘述。这一讲我们将从基本代数结构开始，以便后续线性空间的引入，然后我们将介绍本书中常见的概念——等价类和最常用的算法之一——高斯消元法。

1.1 基本代数结构

我们选择从基本代数结构谈起，因为在以往的实践中我们深切地体会到直接引入线性空间的跳跃。因此我们希望从更具象的例子开始，首先引入“代数结构”这一基本概念，然后在下一节中自然地引出线性空间的定义。

我们首先考察一个简单的例子：实数集 \mathbf{R} ，它是一个集合。在初中我们便知道，在 \mathbf{R} 上我们可以定义加法和乘法两种运算。本质而言，运算是一种映射（或者更通俗而言，函数）：

$$\begin{aligned} + : \quad \mathbf{R} \times \mathbf{R} &\rightarrow \mathbf{R} \\ (a, b) &\mapsto a + b \\ \times : \quad \mathbf{R} \times \mathbf{R} &\rightarrow \mathbf{R} \\ (a, b) &\mapsto a \times b \end{aligned}$$

上面的定义中出现了一个新的记号，即两个集合之间出现了乘号，这实际上是集合的笛卡尔积运算，定义如下：

定义 1.1 笛卡尔积

设 A 和 B 是两个非空集合，我们把集合

$$A \times B = \{(a, b) \mid a \in A, b \in B\}$$

称为集合 A 和 B 的**笛卡尔积**.

因此我们很容易理解 $\mathbf{R} \times \mathbf{R}$ 是一个集合，它的元素是形如 (a, b) 的有序对，其中 $a, b \in \mathbf{R}$. 事实上，我们可以将 $\mathbf{R} \times \mathbf{R}$ 看作平面上的点集，其中的点 (a, b) 对应于平面上的一个点，这一点的横坐标为 a ，纵坐标为 b .

我们回到运算的映射表示，我们发现 $+$ 和 \times 两个映射以两个实数作为函数的自变量，函数值也是一个实数. 或许读者看到这里还是对运算的定义有些许迷茫，但如果我们回忆映射的基本定义 $f: A \rightarrow B, a \mapsto f(a)$ ，并将加法乘法写成 $+(2, 3) = 5, \times(2, 3) = 6$ ，想必就会恍然大悟： $+$ 和 \times 实际上就是函数名，函数做的事情就是输入两个自变量然后进行加法/乘法运算得到函数值.

在上述讨论中，我们所做的事情很简单，就是给定一个集合，然后在这一集合的元素之间定义运算. 实际上这就是代数系统的定义：

定义 1.2 代数系统

一般地，我们把一个非空集合 X 和在 X 上定义的若干代数运算 f_1, \dots, f_k 组成的系统称为**代数系统**（简称代数系），记作 $\langle X : f_1, \dots, f_k \rangle$.

特别注意的是，代数系统上定义的运算必须保证封闭性，也就是运算后的结果必须仍然在集合 X 中.

不难理解，代数系统其中蕴含的性质与其中定义的运算具有的性质是关联很大的. 我们仍然以实数域为例，介绍在代数学中关心的几个运算性质. 我们首先讨论实数域上的加法运算，以下性质对于任意 $a, b, c \in \mathbf{R}$ 都成立：

1. 结合律： $(a + b) + c = a + (b + c)$ ；
2. 单位元：存在一个元素 0 ，使得 $a + 0 = 0 + a = a$ ；
3. 逆元：对于任意 a ，存在一个元素 $-a$ ，使得 $a + (-a) = (-a) + a = 0$ (0 为单位元)；
4. 交换律： $a + b = b + a$.

对于乘法运算（可记为 \cdot 或 \times ），单位元一般记为 1 （更一般的可以记为 e ），逆元记为 a^{-1} . 事实上，我们可以给出更多的例子：

例 1.1

1. 代数系统 $\langle \mathbf{R} \setminus \{0\} : \circ \rangle$ 定义的一般乘法运算

2. 代数系统 $\langle \mathbf{R}^2 : + \rangle$ 定义的平面向量的加法

均满足上述四条运算性质.

事实上, 我们可以对上面的定义做进一步的抽象. 我们可以忽略集合中元素的差异 (元素可以是实数, 也可以是上述例子中的平面向量等), 同时也可以忽略运算定义的差异, 只关心运算作用于集合元素的性质. 对于一般的代数系统 $\langle G : \circ \rangle$, 我们有如下定义:

定义 1.3 群

若运算 \circ 满足结合律, 则称代数系统 $\langle G : \circ \rangle$ 为**半群**; 若在半群基础上存在单位元, 则称之为**含么半群**; 若在含么半群基础上每个元素存在逆元, 则称之为**群**; 若在群的基础上运算还满足交换律, 则称之为 **Abel 群**, 也称**交换群**.

定义 1.3 给出了我们本节第一个要讨论的代数结构——群的定义. 简而言之, 代数结构就是在集合上定义具有某些特定性质的运算后得到的一类代数系统. 事实上, 教材中 42–44 页给出了大量抽象的例子有助于同学们理解上述一系列群的定义, 并且我们在后续学习矩阵的时候也会遇到一些群结构, 相信这些实例能使读者体会到“在集合上定义运算”的方式的多样与抽象.

为方便书写, 对于**定义 1.3** 定义的群 $\langle G : \circ \rangle$ 我们可以简写为群 G . 除此之外, 我们还需要指出以下两点:

定理 1.1

1. 群的单位元唯一;
2. 群的每个元的逆元唯一.

证明

1. 设 e_1 和 e_2 都是群 G 的单位元, 则

$$e_1 = e_1 \circ e_2 = e_2.$$

2. 设 b 和 c 都是 a 的逆元, 则

$$b = b \circ e = b \circ (a \circ c) = (b \circ a) \circ c = e \circ c = c.$$

□

其中第一点的证明直接使用了单位元的性质，第二点的证明则使用了结合律和逆元的性质。这里关于唯一性的证明是非常重要的：我们只需假设要证明唯一的东西有两个，然后说明这两个必然相等即可。这一思想在之后证明矩阵的逆唯一等问题时也会用到，因此此处特别给出证明强调。

事实上，在很多集合上我们不仅可以定义一种运算，也可以定义两种甚至更多运算，在代数结构中我们仅讨论最多两种运算的情况。事实上，我们最开始的实数集合定义加法和乘法的例子便可以引入一个新的代数结构——域：

定义 1.4 域

我们称代数系统 $\langle F : +, \circ \rangle$ 为一个**域**，如果

1. $\langle F : + \rangle$ 是交换群，其单位元记作 0；
2. $\langle F \setminus \{0\} : \circ \rangle$ 是交换群；
3. 运算 \circ 对 $+$ 满足左、右分配律，即

$$\begin{aligned} a \circ (b + c) &= a \circ b + a \circ c \\ (b + c) \circ a &= b \circ a + c \circ a \end{aligned}$$

显然，实数域 \mathbf{R} 上定义一般的实数加法和乘法后构成一个域。实际上我们熟悉的例如有理数、实数等集合关于一般的加法和乘法运算都构成域，因此我们会经常使用“有理数域”、“实数域”等说法。我们称数集对数的加法和乘法构成的域为数域，注意此处运算的定义必须是数学分析中定义的数的加法和乘法，不能是自定义的运算。

定理 1.2

关于数域，我们有如下两个结论：

1. 数集 F 对数的加法和乘法构成数域的充要条件为： F 包含 0,1 且对数的加、减、乘、除（除数不为 0）运算封闭；
2. 任何数域都包含有理数域 \mathbf{Q} ，即 \mathbf{Q} 是最小的数域。

上述定理的证明可见教材 46 页。事实上，如果加法和乘法的定义不是数的加法和乘法，我们可以定义除了数域之外的域，我们将在本讲介绍完等价类的概念后给出这样的例子。

当然，还有一种代数结构对于 \circ 运算的要求有所降低，但也有广泛的应用，这就是环：

定义 1.5 环

我们称代数系统 $\langle R: +, \circ \rangle$ 为一个**环**，如果

1. $\langle R: + \rangle$ 是交换群，其单位元记作 0；
2. $\langle R: \circ \rangle$ 是半群；
3. 运算 \circ 对 $+$ 满足左、右分配律，即

$$a \circ (b + c) = a \circ b + a \circ c$$

$$(b + c) \circ a = b \circ a + c \circ a$$

若关于 \circ 存在单位元，则称之为**含么环**，若进一步每个非 0 ($+$ 运算单位元) 元素关于 \circ 都有逆元，则称之为**除环**。另外，若上述定义中 \circ 运算满足交换律，则称为**交换环**，结合上述除环和交换环两个定义，我们可以发现，交换除环即为域。

例 1.2

利用定义验证下述关于代数系统的结论：

1. 整数集 \mathbf{Z} 对整数的加法和乘法构成一个交换环，但不是域；
2. 设 $C[a, b]$ 是闭区间 $[a, b]$ 上的连续函数的集合；它对函数的加法和乘法构成一个环；
3. 设 $Q(\sqrt{2}) = \{a + b\sqrt{2} \mid a, b \in \mathbf{Q}\}$ ，则 $Q(\sqrt{2})$ 是一个数域。

我想大部分读者都会对抽象出代数结构的原因表示不解，如果这个问题无法解答，我想在下一章直接引入抽象的线性空间更会引发同学们对于“学了这个有什么用”的怀疑。我们可以举一些不那么贴切但具象的例子来说明这其中的意义。读者高中阶段想必大都经受过解析几何的摧残，大家在拿到题目时总会首先观察到题目属于“定点”、“定值”或是“极值”等问题，大家将自动与自己做题的经验或技巧匹配用于解答这几类问题。同理，在研究一个特定的代数系统（例如定义了加法和乘法的实数域）的性质时，我们可以首先将其归类为群、环或是域等，然后我们只需要利用群环域各自的性质来研究这个代数系统的性质，而不需要再去研究这个代数系统的具体定义。在这一过程中我们实现了问题的“归约”，即将一个复杂的问题转化为一个简单的更为抽象的问题，正如将解决上千道解析几何问题转化为研究几种题型的技巧。这一“归约”的思想在将来的学习生活中我们将经常遇见，在实

际中例如投资股票时我们可以将投资转化为提高投资组合的期望收益而尽力降低方差（风险）的求取极值的问题，在理论中，例如在计算理论的学习中我们会学习更为形式化的对问题的归约，这在算法复杂性研究中是基础的思想。对于这类抽象问题感兴趣的同学不妨可以选择数学科学学院的抽象代数等课程，或是阅读本讲义的“后继”教程《写给计算机系学生的代数》作进一步的了解。事实上，对于理论感兴趣的同学，抽象代数将是必不可少的基础课程，它将是密码学、量子计算、计算理论以及编程语言理论等诸多领域的必要基础。

当然，这段描述因为涉及的知识容量较大，大概无法说服每一个读者。但我们会在学习线性空间、线性映射的过程中不断重复这些思想，直到读者具备的知识容量足够时，一定能领会其中的奥妙。

1.2 复数域的引入

本书前半段讨论的框架是实数域、复数域都适用的，当然为了简化，我们的例子大都来源于实数。从多项式一讲开始，我们便会开始强调实数域和复数域结论的不同，因此我们有必要在此引入复数域。

直观来看，实数位于数轴上，复数则分布在二维平面上，因此我们可以先考虑平面点集 \mathbf{R}^2 ，并在其上定义加法和乘法运算使其成为一个域。我们回顾高中学习的平面向量知识，我们记 $\mathbf{e}_1 = (1, 0)$ ， $\mathbf{e}_2 = (0, 1)$ ，则 \mathbf{R}^2 上的任一向量 $\mathbf{u} = (x, y)$ 可写为 $x\mathbf{e}_1 + y\mathbf{e}_2$ 。此外，我们仍沿袭高中对向量长度的定义，即 $|\mathbf{u}| = \sqrt{x^2 + y^2}$ 。

在例 1.1 中我们已经验证了 \mathbf{R}^2 上的向量加法满足 Abel 群的条件，因此我们只需要定义 \mathbf{R}^2 上的乘法使得代数系统 $(\mathbf{R}^2 \setminus \{(0, 0)\}, \circ)$ 也为 Abel 群。这一乘法的构造需要满足一些自然的条件，同时也能实现构成 Abel 群的要求。事实上，我们有如下定理：

定理 1.3

平面点集 \mathbf{R}^2 上存在唯一的乘法 \circ ，满足

1. (单位元) $\mathbf{u} \circ \mathbf{e}_1 = \mathbf{e}_1 \circ \mathbf{u} = \mathbf{u}$, $\forall \mathbf{u} \in \mathbf{R}^2$;
2. (长度可乘性) $|\mathbf{u} \circ \mathbf{v}| = |\mathbf{u}||\mathbf{v}|$.

此乘法满足交换律，且使得 $(\mathbf{R}^2 : +, \circ)$ 成为域。

上述定理中第一个条件是非常自然的，因为在二维平面上， $\{(x, 0) \mid x \in \mathbf{R}\}$ 实际上就是实数轴，因此 $\mathbf{e}_1 = (1, 0)$ 相当于实数 1，因此作为乘法单位元是非常自然的。第二条长度可乘则看起来没那么自然，但在接下来的证明中我们将会了解到其意义。

证明

对任意向量 $u = (a, b) = ae_1 + be_2$, $v = (c, d) = ce_1 + de_2$, 我们利用乘法的第一条性质有

$$u \circ v = ace_1 + (ad + bc)e_2 + bde_2 \circ e_2.$$

由此可见 $u \circ v = v \circ u$, 因此乘法满足交换律. 同时可知, 要定义乘法, 关键是定义 $e_2 \circ e_2$ 的值.

记 $e_2 \circ e_2 = (x, y)$, 由长度可乘性知 $x^2 + y^2 = 1$, 另一方面

$$(e_1 + e_2) \circ (e_1 - e_2) = e_1 - e_2 \circ e_2 = (1 - x, y).$$

由 $|e_1 + e_2| = |e_1 - e_2| = \sqrt{2}$ 以及长度可乘性可得

$$4 = |(e_1 + e_2) \circ (e_1 - e_2)|^2 = (1 - x)^2 + y^2.$$

由此求出 $x = -1$, $y = 0$. 这说明

$$e_2 \circ e_2 = -e_1.$$

由此得乘法的定义 $u \circ v = (ac - bd)e_1 + (ad + bc)e_2$, 即

$$(a, b) \circ (c, d) = (ac - bd, ad + bc).$$

可验证, 此乘法以 e_1 为单位元, 等式 $(ac - bd)^2 + (ad + bc)^2 = (a^2 + b^2)(c^2 + d^2)$ 表明乘法满足长度可乘性. 上述证明亦表明乘法唯一 (只能这么构造 $e_2 \circ e_2$).

接下来我们很容易验证 $(\mathbf{R}^2 : +, \circ)$ 满足域的定义, 我们留作习题供读者自行验证.

□

在**定理 1.3** 赋予的乘法下, $(\mathbf{R}^2 : +, \circ)$ 称为复数域 \mathbf{C} . 我们自然地将 e_1 合理简记为 1, 同时 e_2 简记为 i , 因为此时 (a, b) 即为 $a + bi$, 并且利用 $e_2^2 = -e_1$ 可知 $i^2 = -1$, 这与我们熟知的虚数单位的定义是统一的. 这一代数表示引入的相关概念, 如实部、虚部、纯虚数, 以及复数四则运算法则在高中阶段大家都已熟知, 在此不再赘述.

非零复数 $z = x + yi$ 也可写为极坐标的形式, 即 $z = |z|(\cos \theta + i \sin \theta)$, 其中 $|z| = \sqrt{x^2 + y^2}$ 为复数的平面表示的模长, $\theta \in \mathbf{R}$ 为连接原点与 z 的有向线段与 x 轴正方向的夹角 (在相差 2π 整数倍的意义下唯一). 我们称 θ 为复数 z 的辐角. 关于复数的模长我们有经典的三角不等式:

定理 1.4

设 $z, w \in \mathbf{C}$, 则有 $|z + w| \leq |z| + |w|$.

这一定理的几何意义是非常显然的, 我们将 z 和 w 放在平面直角坐标系中观察就可以明白这就是经典三角不等式的复数版本. 等号成立的条件也显而易见, 即 z 和 w 要么至少一个为 0, 要么都非零且 z 和 w 位于从原点出发的同一条射线上. 严格的证明如下:

证明

$$\begin{aligned} |z + w|^2 &= (z + w)(\bar{z} + \bar{w}) \\ &= |z|^2 + |w|^2 + 2\operatorname{Re}(z\bar{w}) \\ &\leq |z|^2 + |w|^2 + 2|z||\bar{w}| \\ &= (|z| + |w|)^2. \end{aligned}$$

等号成立当且仅当 $z\bar{w}$ 为非负实数, 与前述直观可得的条件是等价的. \square

证明中用到了一些应当熟知的结论, 如 $|z|^2 = z\bar{z}$ 等, 我们默认读者具有这些基础知识, 因此不在此赘述.

1.3 等价关系

我们时常需要讨论集合中元素之间的关系. 例如直线间的平行、垂直、相交, 或是数之间的大于、等于、小于关系.“关系”在我们的讲义中将会多次出现, 因此我们很有必要在此形式化定义这一概念, 并强调其中一类特定的关系——等价关系.

我们首先从 (二元) 关系这一概念入手. 实际上, 这里的二元关系和日常生活中的关系是紧密相连的, 例如将全人类作为谈论的背景集合, 那么 (小头爸爸, 大头儿子) 这一有序二元组是符合这一关系的, 但 (章鱼哥, 海绵宝宝) 显然不符合. 因此我们可以将父子关系看作笛卡尔积集合 人类 \times 人类的子集. 更一般化的, 集合 A 中的关系可以由 $A \times A$ 的子集

$$\{(a, b) \mid a, b \in A, a R b\}$$

来刻画, 其中 R 是这个关系本身 (实质上是两个元素之间的某种性质), 例如之前讨论的父子关系, 或是数学中的大于、小于或同余等. 事实上, 反过来, 由 $A \times A$ 的子集可以确定一个关系, 例如我把全世界所有的父子组合放在这个集合中, 那么这个集合就定义了人类中的父子关系.

例 1.3

以下是一些关系的例子：

1. 设 $A = \mathbf{R}$ ，则 $A \times A$ 的子集

$$\{(a, b) \in A \times A \mid a^2 + b^2 = 1\}$$

定义了一个关系 R ，即

$$a R b \iff a^2 + b^2 = 1.$$

2. 设 $A = \{1, 2, 3\}$ ，则 $A \times A$ 的子集

$$\{(1, 1), (1, 2), (1, 3), (2, 2), (2, 3), (3, 3)\}$$

定义了一个关系 R ，即

$$a R b \iff a \leq b.$$

3. 设 A 为任意数集，定义在 A 上的函数 f 也是一种关系，集合 $A \times A$ 的子集

$$B = \{(a, b) \in A \times A \mid b = f(a)\}$$

刻画了这一关系。换言之，函数是一种特殊的关系，它要求 $\forall a \in A$ 有且仅有一个元素 $b \in A$ 使得 $(a, b) \in B$ ，其中 B 为上述定义的 $A \times A$ 的子集。

4. 设 $A = \mathbf{Z}$ ，关系 R 满足 $a R b \iff a \equiv b \pmod{n}$ ，即模 n 同余，则 $A \times A$ 的子集

$$\{(a, b) \in A \times A \mid a \equiv b \pmod{n}\}$$

可以刻画这一关系。

接下来我们要讨论一种特别的关系，即等价关系。它对关系 R 有一定的规定：

定义 1.6

集合 A 中关系若满足以下条件：

- (自反性) $\forall a \in A, a R a$;
- (对称性) 若 $a R b$ ，则 $b R a$;
- (传递性) 若 $a R b, b R c$ ，则 $a R c$,

则称 R 为 A 的一个等价关系. 进一步地, 若 R 是集合 A 的一个等价关系且 $a, b \in A$, 若 $a R b$, 则称 a, b 关于 R 是等价的, 并把 A 中所有与 a 等价的元素集合

$$\bar{a} = \{b \in A \mid b R a\}$$

称为 a 所在的等价类, a 称为这个等价类的代表元素, 并记 $\{\bar{a}\}$ 为所有等价类为元素构成的集族.

我们可能需要一个例子来理解这些概念. 我们不难证明, 初等数论中的同余关系是一种等价关系, 以模 3 同余为例, 我们取整体集合为正整数集合, 对于 3, 它的等价类就是所有和 3 模 3 同余的元素集合, 即所有 3 的倍数. 同理, 对于 1, 它所在的等价类就是模 3 余 1 的全体正整数, 2 所在的等价类是全体模 3 余 2 的正整数. 除此之外, 我们还发现一个特点, 即这三个等价类将原集合分成了三个无交集的子集

$$\bar{0} = \{3k \mid k \in \mathbf{Z}\}$$

$$\bar{1} = \{3k + 1 \mid k \in \mathbf{Z}\}$$

$$\bar{2} = \{3k + 2 \mid k \in \mathbf{Z}\}$$

且它们的并集就是原集合, 即这三个等价类构成了原集合的一个**分划** (即分为并为原集合且互不相交的子集). 这一结论对所有等价类都成立, 是很直观的结论:

定理 1.5

设 R 是集合 A 的等价关系, 则由所有不同的等价类构成的子集族 $\{\bar{a}\}$ 是 A 的分划. 反之, 我们也可以基于分划在 A 中定义等价关系.

证明这一定理需要一个引理:

引理 1.1

设 R 是集合 A 的等价关系, $a, b \in A$, 则 $\bar{a} = \bar{b} \iff a R b$.

这一引理说明 a 和 b 等价当且仅当它们等价类相同, 或者说在同一个等价类中, 相信根据等价类的定义这是很显然的结论.

这一引理还有一个重要的推论:

推论 1.1

设 R 是集合 A 的等价关系, $a, b \in A$, 则下面二者必成立其一:

1. $\bar{a} \cap \bar{b} = \emptyset$;

$$2. \bar{a} = \bar{b}.$$

即等价类要么相等要么不相交, 这一结论也是非常自然的, 且由这一结论我们很容易证明定理 1.5. 如果对这些定理的证明细节感兴趣的读者可以参看教材第 5 页的定理 1.1 和 1.2.

进一步此我们可以定义商集的概念:

定义 1.7 商集

设 R 是集合 A 的等价关系, 以关于 R 的等价类为元素的集合 (实际上是集合构成的集合, 又称集族) $\{\bar{a}\}$ 称为 A 对 R 的**商集**, 记为 A/R . 由

$$\pi(a) = \bar{a}, \forall a \in A$$

定义的 A 到 A/R 上的映射 π 称为 A 到 A/R 上的自然映射.

我们可以看到, 自然映射 π 将 A 中的元素 a 映到自己所在的等价类 \bar{a} . 基于上述定义, 我们可以完成在基本代数结构一节中遗留的一个问题: 我们能否定义非数域的域? 答案是肯定的, 如果同学们对密码学感兴趣的应当听闻过有限域这一概念, 接下来我们将通过简单的例子来说明这一概念.

例 1.4

设 Z_n 是 \mathbf{Z} 关于模 n 同余关系 R 的商集, 即

$$Z_n = \mathbf{Z}/R = \{\bar{0}, \bar{1}, \dots, \overline{n-1}\}.$$

即 Z_n 中的元素是 n 个集合, 其中第 i 个集合是全体模 n 余 $i-1$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的整数构成的集合.

在 Z_n 上定义加法 \oplus 为 $\bar{a} \oplus \bar{b} = \overline{a+b}$. 这里 a 和 b 并不一定要在 0 到 $n-1$ 之间, 因为事实上 $\bar{a} = \overline{kn+a}$ ($k \in \mathbf{Z}$). 我们只需对 a, b 以及 $a+b$ 对 n 取模就可以将它们控制在 0 到 $n-1$ 之间且表示的是同一个运算表达式 (因为本质上只是我们选取了同一个等价类的不同代表元素进行计算, 例如 $n=3$ 时, $\bar{1} + \bar{2} = \bar{4} + \bar{8} = \bar{0}$).

接下来我们需要定义乘法 \circ , 同样是一个自然的定义, 即 $\bar{a} \circ \bar{b} = \overline{ab}$. 我们很容易验证 $\forall n \in \mathbf{Z}$ 且 $n \geq 2$, $\langle Z_n : \oplus, \circ \rangle$ 构成一个含么交换环. 教材 43 页例 8 和 45 页例 3 中有详细的证明, 因为较为显然此处从略. 我们要讨论的是何时 $\langle Z_n : \oplus, \circ \rangle$ 构成域, 由此我们便构造了一个非数域的域, 并且元素个数是有限的.

我们这里可以给出结论: $\langle Z_n : \oplus, \circ \rangle$ 是域当且仅当 n 是素数. 这一结论的证明需要一些数论的知识, 我们放在习题中供感兴趣的同学证明.

1.4 高斯消元法

高斯消元法是线性代数中最常用的算法之一，是之后解决大量问题所需要掌握的基本方法，同时也是考试中一定会考察的内容，无论是单独一个大题考察，还是嵌入在其它问题中。教材中相关概念和算法的介绍已经非常详细，这里只作总结。

注意考试中单独考察解方程时，时间充足时建议将过程写完整，标明初等行变换的具体步骤，并且至少写出阶梯矩阵和行简化阶梯矩阵。除此之外，需要保证计算中尽量减少错误，时间充足可以解完方程后将答案代入进行检查。

需要强调的是，不要认为本节内容很简单就放过了，实际上如果长期不计算高斯消元法很容易陷入眼高手低的窘境，因此希望各位同学熟悉高斯消元法的基本步骤并熟练应用。

一般的，对于一个由 m 个方程组成的 n 元（即变量数为 n ）线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

将其系数排列成矩阵

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

且记 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_m)^T$ ，若 $\mathbf{b} = \mathbf{0}$ 则称此方程为齐次线性方程组，否则为非齐次线性方程组。再将 n 个未知量记为 n 元列向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ，我们便可以把方程组简记为 $AX = \mathbf{b}$ 。

令 $\beta_i = (a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{mi})^T$ ，即方程组系数矩阵的某一列，则方程组还可以记为 $x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + \cdots + x_n\beta_n = \mathbf{b}$ ，这一形式将在之后多次见到。

在以上的记号下，我们可以将解线性方程组的过程转化为矩阵的初等行变换。高斯消元法的一般步骤如下：

$$\text{线性方程组} \xrightarrow{1} \text{增广矩阵} \xrightarrow{2} \text{阶梯矩阵} \xrightarrow{3} (\text{行}) \text{简化阶梯矩阵} \xrightarrow{4} \text{解}$$

步骤 1 只需要将线性方程组转化为 (A, \mathbf{b}) 的形式，得到左 n 列为系数矩阵，最右列为列向量 \mathbf{b} 的 $n+1$ 列的增广矩阵；

步骤 2 通过初等行变换后，得到教材 P34 (1-13) 的形式的矩阵——阶梯矩阵. 阶梯矩阵系数全零行在最下方，并且非零行中，在下方的行的第一个非零元素一定在上方行的右侧（每行第一个非零元素称主元素）；

步骤 3 将主元素化 1 后将主元素所在列的其他元素均通过初等行变换化为 0 即可；

步骤 4 我们分三种情况讨论：

- (1) 有唯一解：没有全零行，最后一个主元素的行号与系数矩阵的列数相等，且行简化阶梯矩阵对角线上全为 1，其余元素均为 0，此时可以直接写出解；
- (2) 无解：出现矛盾方程，即系数为 0 的行的行末元素不为 0，此时直接写无解即可；
- (3) 有无穷解：非上述情况. 此时设出自由未知量将其令为 k_1, k_2, \dots ，然后代入增广矩阵对应的方程组即可. 注意选取自由未知量时，选取没有主元素出现的列对应的未知量会与标准答案更贴近（如教材 P33 选取 x_2, x_5 ），当然选择其他作为自由未知量也可以.

从高斯消元法开始，我们正式进入线性代数的学习. 实际上，上述 步骤 4 中关于方程组解的情况的讨论我们是浮于表面，是基于算法最后得到的矩阵的形式进行的讨论，但事实上，这背后蕴含着更深刻的意义. 我们将会在接下来的十余个章节中讲述线性代数中的核心概念，并在朝花夕拾中回过头来重新审视线性方程组解的问题. 相信在那时，经历十余章各式抽象概念和运算技巧的洗礼后再来回味这一问题的你，定有“守得云开见月明”之感，对线性代数的理解也会更深一层.

内容总结

本讲为了后续章节讲述方便引入了一些基本概念和算法. 尽管这是一门面向理工科应用的数学课，但我们仍然希望以最自然的方式引入概念，而非填鸭式地轰炸，因此我们首先从大家最熟悉的实数集合开始，讨论在集合上定义运算的方法：我们逐步加强条件，引入了三种基本的代数结构——群、环和域，并且给出了一些例子，并简单讨论了定义代数系统的意义. 事实上，下一讲开始要介绍的线性空间也是一种特殊的代数结构，因此首先引入代数结构对于我们自然展开接下来的讨论有很大的帮助，不至于让读者觉得非常突兀.

接下来我们也从域的定义入手，构造了 \mathbf{R}^2 上的乘法运算使其构成了一个域，并且我们发现这里的定义与高中学习的复数乘法是完全一致的. 之后我们引入了等价关系的概念，这一概念在后续的讲义中将会多次出现，其重要意义就是将一个集合划分成了几个等价的区域. 最后我们讨论了高斯消元法的一般步骤，这是我们接下来解决线性空间中各类问题绕不开的算法.

习题

我这门课很简单，只有简单的加减乘除四则运算，甚至除法都不大需要.

——浙江大学数学科学学院教授吴志祥

A 组

1. 完善定理 1.3 中的证明, 即证明 \mathbf{R}^2 在平面向量加法和如定理 1.3 定义的乘法下构成一个域.
2. 完成教材 48 页第 13 题.

$$3. \text{ 求齐次线性方程组 } \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + 4x_4 - 3x_5 = 0 \\ 2x_1 + x_2 + 3x_3 + 5x_4 - 5x_5 = 0 \\ x_1 - x_2 + 3x_3 - 2x_4 - x_5 = 0 \\ 3x_1 + x_2 + 5x_3 + 6x_4 - 7x_5 = 0 \end{cases} \text{ 的通解.}$$

$$4. \text{ 求非齐次线性方程组 } \begin{cases} x_1 - x_2 + 2x_3 - 2x_4 + 3x_5 = 1 \\ 2x_1 - x_2 + 5x_3 - 9x_4 + 8x_5 = -1 \\ 3x_1 - 2x_2 + 7x_3 - 11x_4 + 11x_5 = 0 \\ x_1 - x_2 - x_3 - x_4 + 3x_5 = 3 \end{cases} \text{ 的通解.}$$

$$5. \text{ 求解线性方程组 } \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 1 \\ x_1 + 2x_2 - 5x_3 = 2 \\ 2x_1 + 3x_2 - 4x_3 = 5 \end{cases}.$$

B 组

1. 设 A 是一个 Abel 群, A 的运算是加法. 在 A 中定义乘法运算为 $ab = 0, \forall a, b \in A$. 证明: A 为一个环 (我们称这种环为**零环**).
2. 证明: 若集合 A 上的二元关系 R 满足

$$(1) aRa, \forall a \in A;$$

$$(2) \forall a, b, c \in A, \text{ 若 } aRb \text{ 且 } aRc, \text{ 则 } bRc.$$

则 R 为 A 上的等价关系.

C 组

1. 证明: 例 1.4 中定义的 $\langle Z_n : \oplus, \circ \rangle$ 是域当且仅当 n 是素数. (提示: 无论 n 是否为素数, $n \in \mathbf{Z}$ 且 $n \geq 2$ 时 $\langle Z_n : \oplus, \circ \rangle$ 为含幺交换环, 因此是否为素数将决定这一结构中每个元素是否有逆元. 在初等数论中, 我们熟知的裴蜀定理可以解决这一问题.)

2. 本讲我们构造了 \mathbf{R}^2 上的乘法, 从而定义了复数域的乘法运算. 本题希望探讨的是: \mathbf{R}^3 无法构造出乘法使其成为一个域. 在高中的学习中我们知道, \mathbf{R}^3 空间向量的一组基底为 $\{e_1 = (1, 0, 0), e_2 = (0, 1, 0), e_3 = (0, 0, 1)\}$. 证明: \mathbf{R}^3 没有乘法同时满足以下性质:

- (1) (单位元) $\forall u \in \mathbf{R}^3, e_1 \cdot u = u \cdot e_1$;
- (2) (交换性) $\forall u, v \in \mathbf{R}^3, u \cdot v = v \cdot u$;
- (3) (长度可乘性) $\forall u, v \in \mathbf{R}^3, |u \cdot v| = |u||v|$.

按照如下思路给出详细证明过程: 采用反证法. 假设乘法存在, 则

- (1) 通过计算 $(e_1 + e_2) \cdot (e_1 - e_2)$, $(e_1 + e_3) \cdot (e_1 - e_3)$, 证明

$$e_2 \cdot e_2 = e_3 \cdot e_3 = -e_1.$$

- (2) 证明 $(e_2 + e_3) \cdot (e_2 - e_3) = 0$ 得出矛盾.

在第一讲中我们介绍了一些预备知识，但是在正式开始我们的学习旅程前，我希望在这里先讨论一些和知识本身关系不大的话题，也就是一些学习这门课的一些数学思想的准备，目的主要是给刚刚进入大学的同学一个思维上升的台阶，以便更好地接受接下来抽象的内容。

1ε.1 数学证明初探

我想我们很有必要在入门课程的开头简要介绍一些关于数学证明的问题。因为我们高中阶段很多时候的证明不过是计算性的验证——例如证明圆锥曲线的一些结论，或是导数题的证明，很多时候都只是通过计算验证这一结论是否正确，而非从定义出发对命题进行“证明”。我们举一个简单的例子：

例 1ε.1

1. 已知椭圆 $C: \frac{x^2}{4} + \frac{y^2}{3} = 1$ ，若直线 $l: y = kx + m$ 与椭圆 C 相交于 A, B 两点（ A, B 不是左右顶点），且以 AB 为直径的圆过椭圆 C 的右顶点。求证：直线 l 过定点。
2. 设 A_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 是 X 的子集。证明：
$$\overline{\bigcup_{i=1}^n A_i} = \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$$
（其中集合上一横代表补集）。

第一题一定是各位再熟悉不过的经典高中圆锥曲线习题了。这一证明过程我们只需要联立方程，结合已知条件不断计算即可得出结论，事实上虽是证明题确更偏向于计算性验证，与第二题的风格相去甚远。我们来分析并书写一下第二题的证明：

证明

要证明两个集合相等,我们必须回忆两个集合相等的定义:即我们需要证明两个集合互相包含.而要证明集合的包含,例如 $A \subseteq B$,我们应当利用包含的定义,证明 $\forall x \in A$, 都有 $x \in B$.

接下来我们开始证明.根据上面的分析,我们需要证明等号两边互相包含,因此分成如下两个部分证明:

1. 根据补集的定义, $\forall x \in \bigcup_{i=1}^n A_i$, $x \notin \bigcup_{i=1}^n A_i$, 因此根据并集的定义(属于并集表明至少属于参与并集的某一个,因此根据逆否命题不属于并集表明一定不属于任何一个参与并集的集合),即 $x \notin A_i$, $i = 1, 2, \dots, n$. 所以,根据补集的定义, $x \in \overline{A_i}$, $i = 1, 2, \dots, n$. 根据交集的定义(属于交集表示属于参与交集的每一个集合), $x \in \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$, 因此根据集合包含的定义, $\bigcup_{i=1}^n A_i \subseteq \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$.

2. 另一方面, $\forall x \in \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$, 根据交集的定义, $x \in \overline{A_i}$, $i = 1, 2, \dots, n$. 因此根据补集的定义, $x \notin A_i$, $i = 1, 2, \dots, n$. 因此根据并集的定义, $x \notin \bigcup_{i=1}^n A_i$, 因此根据补集的定义, $x \in \bigcup_{i=1}^n A_i$, 因此根据集合包含的定义, $\bigcap_{i=1}^n \overline{A_i} \subseteq \bigcup_{i=1}^n A_i$.

综上,根据集合相等的定义有 $\bigcup_{i=1}^n A_i = \bigcap_{i=1}^n \overline{A_i}$.

□

我们可以看到,在整个证明过程中,我们的证明出发点就是集合相等、包含的定义,后面的证明中也在不断重复使用集合的交、并和补等运算的定义,这与之前的计算性验证风格完全不同.事实上,我们未来的很多证明都要求我们从定义出发,而非计算性验证,因此我们希望在本节相对较为完整地展示我们经常会遇到的一些真正的证明问题以及证明策略,因此我们首先需要介绍一些简单逻辑.我们默认读者应当在高中阶段学习过基本命题的概念以及基本逻辑运算:与、或、非以及任意、存在以及真值表的概念等,这些基本符号我们不再赘述,如果读者不熟悉可以参考教材 1.6 节开头.

我们从高中没有介绍的两个逻辑运算符号开始.其一为 \rightarrow , 读作“蕴含”. $p \rightarrow q$ 的真值表如下.这表明当 p 为假命题时,无论 q 如何, $p \rightarrow q$ 都为真命题,而当 p 为真命题时, $p \rightarrow q$ 的真值与 q 相同,即必须 q 为真时才为真.

$p \backslash q$	0	1
0	1	1
1	0	1

表 1ε.1: $p \rightarrow q$

$p \backslash q$	0	1
0	1	0
1	0	1

表 1ε.2: $p \leftrightarrow q$

事实上这很容易引起人们的困惑，因为我们直觉上会将 $p \rightarrow q$ 认为是 p 可以推导出 q ，那么为什么 p 是错误的时候 $p \rightarrow q$ 一定是正确的呢？我们可以作如下论断为例：如果猪会飞，那么你的线性代数会考 59 分。这一论断我们会认为是正确的，因为事实上猪并不会飞，因此我们不必再关心你线性代数考不考 59 分——在谬误中，你想怎么干就怎么干，因此我们有 $p \rightarrow q$ 当 p 为假命题时， $p \rightarrow q$ 一定为真命题。而 p 为真命题时，我们就会关心 q 的真值，比如我说“如果明天太阳东升西落，那么你的线性代数会考 59 分”，你一定会瞪大你的眼睛猛摇你的头说“不可能，不是这样的”。

下面一个逻辑运算符是 \leftrightarrow ，读作“等价”， $p \leftrightarrow q$ 的真值表如上所示，我们不难看出， $p \leftrightarrow q$ 为真要求 p 与 q 的真值相同，这也符合“等价”二字的直觉。当然， $p \leftrightarrow q$ 事实上就是 $(p \rightarrow q) \wedge (q \rightarrow p)$ ，即 p 蕴含 q 且 q 蕴含 p ，这也是符合直觉的，因为一般的等价也需要两边能互相推导出。

当然我们必须强调逻辑上的蕴含和等价与数学问题中的推出、等价之间的区别。对于推出 \implies ，我们需要依靠公理、定理等进行证明，而蕴含 \rightarrow 不一定需要两边有什么实际的数学联系；对于等价，逻辑上 p 和 q 的等价 \leftrightarrow 只要求两边真值相同，而数学上的等价 \iff 则要求我们能通过数学的公理、定理从 p 推出 q ，从 q 推出 p 。例如 p 为太阳东升西落， q 为硬币有两面，那么 p 与 q 逻辑上是等价的，因为它们同为真命题，但是数学上却不是，因为我们无法通过数学的公理、定理从 p 推出 q 或从 q 推出 p 。

尽管逻辑蕴含和等价和数学中证明的推出、等价不完全一致，但我们仍然可以利用它们成为我们的一些证明方法的基本依据。接下来我们将考察几类最常见的证明方法与问题，并逐一进行分析。可能有些内容比较枯燥，读者也可以先留个印象，或记住一些经典的例子，将来遇到此类问题再回过头来看。

1. 逆否命题、反证与否证：高中阶段我们都学习过逆否命题与原命题的等价性，即 $p \rightarrow q$ 和 $\neg q \rightarrow \neg p$ 等价。事实上严谨而言，我们也可以用真值表验证 $(p \rightarrow q) \leftrightarrow (\neg q \rightarrow \neg p)$ 一定是真命题，因此很多时候我们证明 $p \rightarrow q$ ，正向证明有困难时，可以考虑 $\neg q \rightarrow \neg p$ ，即导出了与条件的矛盾，这也是反证法的理论基础。当然这只是反证法的一个情况，因为反证法不一定需要证明逆否命题，我只要假设 $\neg q$ 能够与任意的数学定理、公理等矛盾都可以，不一定需要得出 $\neg p$ ，如下面这一经典的例子：

例 1ε.2

证明： $\sqrt{2}$ 不是有理数.

证明

假设 $\sqrt{2}$ 是有理数，即 $\sqrt{2} = \frac{a}{b}$ ，其中 a, b 互素， $b \neq 0$ ，则平方后得到 $a^2 = 2b^2$ ，因此 a^2 是偶数，因此 a 是偶数，设 $a = 2c$ ，则 $(2c)^2 = 2b^2$ ，即 $2c^2 = b^2$ ，因此 b^2 是偶数，因此 b 是偶数，因此 a, b 不互素，矛盾，因此假设不成立. \square

我们发现，这一结论甚至没有前提 p ，因此我们使用反证法并非是证明了逆否命题.

最后我们讨论一个题外话，即事实上上面的证明严谨而言不应该称作反证法，而应称作否定法. 事实上如果在中学，我们一定会倾向于将上面这一证明思想称为反证法——事实上所有假设条件成立然后推出矛盾的方法我们曾经都称之为反证法. 读者可能会产生疑问，仿佛我们只是在做一些文字游戏，但实际上，反证和否定是有一定区别的（注意区别不在于是否与逆否命题相关，而是更深层次的），简单而言反证法需要使用到排中律（即 p 和 $\neg p$ 必有一个为真），但排中律是否一定在逻辑系统中必要未有定论——这与直觉不符，但目前我们只要接受这一点，或者忘记它们，将这种风格的证明都成为反证法. 如果读者希望深入理解反证和否定的区别，可以参考图灵系列丛书的有关离散数学的数目 *《Discrete Mathematics Made Concrete》*，其中会较为仔细地讨论二者的区别，而在本书中我们不再区分反证和否定，统称反证.

2. 数学归纳法：我们将在本专题后半部分讲解公理化时，跟随皮亚诺公理系统的引入一起介绍数学归纳法.
3. 任意性证明：有时候我们会遇到这样的证明问题，要求我们证明对于任意的满足某一条件的元素，都有某一命题成立. 这一问题十分平凡，我们只需“任取”一个满足条件的元素，然后证明它满足命题即可，其关键就在于我们选取元素是任意的. 例如我们证明整数集合关于加法运算构成群，我们验证运算封闭性、逆元存在性都是任意性证明.
4. 存在性证明：存在性证明相对于任意性较为复杂，因为我们通常有两种策略，我们先看第一种最直观的例子：

例 1ε.3

证明：素数有无穷多个.

证明

反证法，我们假设素数只有有限个，由小到大记为 p_1, \dots, p_n （则 p_n 是最大素数）。事实上我们只需证明存在比 p_n 大的素数即可，这就将原问题转化为了“存在性”的问题。

事实上，我们构造 $A = p_1 \cdots p_n + 1$ ，则 p_1, \dots, p_n 都不可能是 A 的因数，否则若 p_i 能整除 A ，所得的商为 $p_1 \cdots p_{i-1} p_{i+1} \cdots p_n + \frac{1}{p_i}$ 不是整数。因此 A 一定是素数，故存在比 p_n 大的素数，与我们假设的 p_n 是最大素数矛盾。故素数有无穷多个。 \square

在上面的证明中，我们将问题转化为了证明“存在比 p_n 大的素数”这一问题，我们的证明方法就是构造出了一个更大的素数 A ，非常的直接，因为只要构造出了那么一定就是“存在”的。但事实上我们还有另一种证明存在性的方法，不一定要构造出对应的元素，如下例：

例

证明：存在无理数 x, y 使得 x^y 为有理数。

证明

假定 $\sqrt{2}^{\sqrt{2}}$ 为有理数，则原命题得证；假定其为无理数，则 $\left(\sqrt{2}^{\sqrt{2}}\right)^{\sqrt{2}}$ 为有理数，原命题仍得证。 \square

我们发现，这样的证明并没有实际构造出 x, y 到底是什么。这样的证明是非构造性的。题外话是，这样的证明也依赖于排中律，因为我们的前提是“ $\sqrt{2}^{\sqrt{2}}$ 要么是有理数，要么是无理数”这个命题一定是真的。当然读者学习过数学分析或者微积分之后，应当熟悉单调有界数列有极限这一定理，事实上它经常被用来证明一个数列极限存在，但极限值是多少我们并不要求出，因此也是非构造性证明的一个手段。

例 1ε.4

证明：存在无理数 x, y 使得 x^y 为有理数。

证明

假定 $\sqrt{2}^{\sqrt{2}}$ 为有理数, 则原命题得证; 假定其为无理数, 则 $\left(\sqrt{2}^{\sqrt{2}}\right)^{\sqrt{2}}$ 为有理数, 原命题仍得证. \square

我们发现, 这样的证明并没有实际构造出 x, y 到底是什么. 这样的证明是非构造性的. 题外话是, 这样的证明也依赖于排中律, 因为我们的前提是“ $\sqrt{2}^{\sqrt{2}}$ 要么是有理数, 要么是无理数”这个命题一定是真的.

有趣的是, 上面给出的例子目前都无法更换方法证明. 关于素数无穷的证明至今没有给出非构造性的, 而欧拉常数至今甚至连无理数还是有理数都未知, 更不用说求出这个极限值了. 事实上欧拉常数与黎曼猜想有很大的联系, 关于它们的讨论人类或许还有很长的路要走.....

5. 存在与任意: 或许这一问题应该交给数学分析或是微积分老师来讲解, 因为最简单的例子就是数列极限的定义:

定义 1ε.1

设数列 $\{a_n\}$, 若存在常数 A , 对于任意给定的正数 ε , 总存在正整数 N , 使得当 $n > N$ 时, 有 $|a_n - A| < \varepsilon$, 则称数列 $\{a_n\}$ 收敛于 A , 否则称数列 $\{a_n\}$ 发散.

相信你的老师或者教材一定介绍过这一命题的逆否命题, 这里我们不再赘述. 这一问题的关键在于厘清含有存在、任意的命题如何正确地取否, 事实上中学阶段我们就应该拥有这样的基础.

6. 合取式证明: 即证明若 p 成立, 则 q 和 r 都成立. 事实上这一类问题没有什么需要特殊说明的, 就是将 q 和 r 都单独证明即可.
7. 析取式证明: 即证明若 p 成立, 则 q 或 r 二者之一成立. 析取的证明比合取原理复杂, 事实上一般而言我们的证明思路就是: 假设 q 不成立, 证明 r (即证明 $\neg q \rightarrow r$), 或者假设 r 不成立, 证明 q (即证明 $\neg r \rightarrow q$), 这样我们就证明了 q 或 r 二者必有一成立, 因为它们不会同时不成立. 最典型的例子在第一讲也见到了, 我们这里重述并给出证明:

定理 1ε.1

设 R 是集合 A 上的等价关系, $a, b \in A$, 则下面二者必成立其一:

- (1) $\bar{a} \cap \bar{b} = \emptyset$;
- (2) $\bar{a} = \bar{b}$.

证明

假设 $\bar{a} \cap \bar{b} \neq \emptyset$, 则存在 $x \in \bar{a} \cap \bar{b}$, 即 $x R a$ 且 $x R b$, 因此由对称性有 $a R x$, 因此由传递性有 $a R b$, 因此根据等价类的定义可知, 二者等价类必然相等, 即 $\bar{a} = \bar{b}$.

□

事实上, 上面用到的证明思想也涉及了排中律 (即 $p \vee \neg p$ 为真). 因为证明若 p 成立, 则 q 和 r 都成立. 那么我们的思想是, 要么 q 成立, 得证, 要么 $\neg q$ 成立, 然后得出 $\neg q \rightarrow r$ 成立, 根据蕴含的真值表知此时 r 必然成立, 得证. 显然这一过程需要基于要么 q 成立, 要么 $\neg q$ 成立这一排中律.

8. 唯一性证明: 在第一讲**定理 1.1**的证明里我们就已经强调了如何证明唯一性: 我们只需假设要证明唯一的東西有两个, 然后说明这两个必然相等即可, 此处不再赘述.
9. 等价性证明: 熟知要证明两个命题 p 和 q (在数学上) 等价 (很多时候也表达为当且仅当), 即 $p \iff q$, 我们需要证明两边, 即 $p \implies q$ 和 $q \implies p$. 但如果看到类似于**定理 11.3**的多个命题等价情况该如何证明呢?

假设我们要证明 n 个命题 p_1, p_2, \dots, p_n (在数学上) 等价, 实际上我们只需找出一条“推出的链条”, 即我们可以证明 $p_1 \implies p_2, p_2 \implies p_3, \dots, p_{n-1} \implies p_n, p_n \implies p_1$, 这样我们发现任意两个命题之间都可以互相推导. 例如任取 p_i, p_j ($i < j$), 上面的链条告诉我们 $p_i \implies p_{i+1} \implies \dots \implies p_j$, 因此 $p_i \implies p_j$, 而 $p_j \implies p_{j+1} \implies p_1 \dots \implies p_i$, 因此 $p_j \implies p_i$, 因此 $p_i \iff p_j$, 这样我们就证明了任意两个命题之间都是等价的, 即 $p_1 \iff p_2 \iff \dots \iff p_n$.

当然有时候我们也不必如此刻板地从 p_1 推导到 p_n 再推回 p_1 , 这些命题的顺序显然都可以打乱, 比如四个命题我们证明了 $p_2 \implies p_4 \implies p_3 \implies p_1$ 也是完全可以的, 我们可以根据哪些证明更加简单来决定证明的顺序. 甚至假如上面四个命题中 p_1 和 p_2 等价性显然, 我们也可以直接证明 $p_1 \implies p_3 \implies p_4 \implies p_2$, 这样我们就证明了 $p_1 \iff p_2 \iff p_3 \iff p_4$.

10. 等号证明: 如果我们要证明两个数 a, b 相等, 当然可以直接说明, 但有时候我们需要“曲线救国”, 通过证明 $a \geq b$ 和 $b \geq a$ 同时成立来说明 $a = b$, 这种证明方法我们在将来证明秩不等式的时候非常常用.

对于集合相等也是同理, 要证明两个集合 A 和 B 相等, 我们经常会通过证明 $A \subseteq B$ 和 $B \subseteq A$ 来说明 $A = B$.

11. 最大最小性证明: 我们可以参考**定理 2.2**, 事实上证明此类问题可以转化为之前所说的任意性证明: 假设我们要证明某个元素或者集合是最大的, 那么实际上等价于证明任意其他元素或者其他集合都不大于它或被它包含, 最小性同理, 此处不再赘述.

1ε.2 代数结构的引入

在第一讲中，我们将引入代数结构的起源归于人们希望为一系列相似的结构找到一种统一的描述方式，然后就可以通过研究这种统一结构的特点来研究各个具体的结构. 本节我们希望给出一些实例展示这一思想，也简要介绍一下“抽象代数”这一学科的一些故事.

1ε.2.1 群来源于对称

本节我们主要介绍与群相关的几何直观，事实上它们与群的抽象定义有很大的关联. 我们回忆群的定义：在集合上定义了一种运算（运算本身满足封闭性），满足结合律、有单位元和逆元. 这一定义看起来非常抽象，但实际上它在描述一种很美丽的性质，我们来看几个例子.

例 1ε.5

平面上的平移群、反射群、旋转群. 在平面直角坐标系中， (x, y) 为任意点的坐标.

1. 平移群：由平移 β_{ab} ($a, b \in \mathbf{R}$) 构成，定义如下：

$$\beta_{ab}(x, y) = (x + a, y + b).$$

不难看出 $\beta_{ab}\beta_{cd} = \beta_{a+c, b+d}$ ，因此平移群满足结合律，单位元为 β_{00} ，逆元为 $\beta_{-a, -b}$ ，因此平移群构成一个群.

2. 反射群：取平面上一直线 l ，对此直线的全体镜像映射构成群，这就是反射群. 为方便讨论，不妨假定这条直线是 y 轴，于是镜面映射 γ 的作用如下：

$$\gamma(x, y) = (-x, y).$$

不难看出 $\gamma^2 = e$ (e 为幺映射，即 $e(x, y) = (x, y)$)，因此事实上反射群中只有两个元素，我们也很容易验证它真的构成群.

3. 旋转群：取平面上一点，对此点的全体旋转映射构成群，这就是旋转群. 为方便讨论，不妨假定这个点是原点，令旋转角为 θ ($0 \leq \theta < 360^\circ$) 的旋转为 ρ_θ ，则不难看出

$$\rho_{\theta_1}\rho_{\theta_2} = \rho_{[\theta_1+\theta_2]},$$

其中 $[\theta_1 + \theta_2]$ 表示 $\theta_1 + \theta_2$ 的模 360° 的余数. 在此群中，单位元为 ρ_0 ，逆元为 $\rho_{-\theta}$ ，因此旋转群构成一个群.

事实上，上面的例子中在集合上都具有一种所谓的“对称”美感，很巧的是这些对称都

能用群描述. 因此实际上群的诞生实际上就是为了公理化（这一名词我们将在下一节中进一步阐释）描述这种对称性.

如果我们将群和对称性与物理学结合, 或许会看到更多美丽的结果. 事实上, 描述空间和时间变换的连续对称性需要用到 Sophus Lie (1842–1899) 引入的李群 (Lie groups). 而诺特定理告诉我们: 任何可微对称性都对应于守恒律. 例如, 时间平移对称性蕴含能量守恒, 空间平移对称性蕴含动量守恒, 空间旋转对称性蕴含角动量守恒. 相信阅读本讲义的读者很多都具有物理学背景或对物理学感兴趣, 那么在理论力学中大家将会进一步学习到这些内容, 体会到群、对称性在物理学中更深层的应用.

1ε.2.2 五次方程没有求根公式?

事实上, 群三条公理的直接来历可能不及上一小节中的简单. 实际上, 它来源于伽罗瓦 (Evariste Galois, 1811–1832) 对五次方程没有根式解的思考. 或许我们初次见到很难想象五次方程没有求根公式会和群这三条公理产生什么联系, 事实上历代很多数学家的尝试也与此无关, 他们都在思考根与五次方程系数之间的联系. 然而我们可以回忆单位根在复平面上的分布, 我们发现, 一元高次方程的根在一定程度上具有较强的对称性——这其中的奥秘似乎可以用群来描述. 伽罗瓦基于这些观察建立了群的概念, 证明了多项式可解性等价于多项式根的置换群 (伽罗瓦群) 具有某种结构 (可解性), 从而解决了 5 次方程不可解性这一难题.

也许这里插入一些小历史故事是合适的——毕竟伽罗瓦的生平的确令人惋惜. 细心的读者可能已经在上一段计算过伽罗瓦的去世年龄——年仅 21 岁. 我们可能无法想象如此困难的问题竟然能有一个天才在 21 岁之前解决. 事实上, 1829 年, 年仅 18 岁的伽罗瓦就将他在代数方程解的结果呈交给法国科学院, 由著名的大数学家奥古斯丁·路易·柯西 (Augustin Louis Cauchy) 负责审阅, 但柯西却将文章连同摘要都弄丢了——事实上 19 世纪的两个短命数学天才尼尔斯·亨利克·阿贝尔 (Niels Henrik Abel, 1802–1829, 正是阿贝尔群的那位) 与伽罗瓦都不约而同地“栽”在柯西手中, 而阿贝尔事实上早于伽罗瓦用另一种方式给出了证明 (于 1824 年), 因此一元四次以上方程没有求根公式这一定理由阿贝尔命名. 阿贝尔将论文发出后, 科学院秘书傅里叶读了论文的引言, 然后委托勒让德和柯西负责审查. 柯西把稿件带回家中, 究竟放在什么地方, 竟记不起来了. 直到两年以后阿贝尔已经去世, 失踪的论文原稿才重新找到, 而论文的正式发表, 则迁延了 12 年之久.

让我们回到伽罗瓦的生平. 1827 年, 16 岁的伽罗瓦自信满满地投考他理想中的 (学术的与政治的) 大学: 综合工科学校, 却因为颀颀无能的主考官而名落孙山, 而当伽罗瓦第二次要报考综合工科大学时, 他的父亲却因为被人在选举时恶意中伤而自杀. 正直父亲的冤死, 影响他考试失败, 也导致他的政治观与人生观更趋向极端.

伽罗瓦进入高等师范学院就读, 次年他再次将方程式论的结果写成三篇论文, 争取当年科学院的数学大奖, 但是文章在送到让·巴普蒂斯·约瑟夫·傅里叶手中后, 却因傅里叶

过世又遭蒙尘，伽罗瓦只能眼睁睁看着大奖落入阿贝尔与卡尔·雅可比 (Carl Jacobi) 的手里。1830 年法国七月革命发生，保皇势力出亡，高等师范学院校长将学生锁在高墙内，引起伽罗瓦强烈不满。12 月伽罗瓦在校报上抨击校长的作法，因此被学校退学。由于强烈支持共和主义，从 1831 年 5 月后，伽罗瓦两度因政治原因下狱，他也曾企图自杀。在监狱中，伽罗瓦仍然顽强地进行数学研究，一面修改他关于方程论的论文及其他数学工作，一面为将要出版的著作撰写序言。

据说 1832 年 3 月他在狱中结识了一个医生的女儿并陷入狂恋。因为这段感情，他陷入一场决斗。自知必死的伽罗瓦在决斗前夜将他的所有数学成果狂笔疾书记录下来，希望有朝一日自己的研究成果能大白于天下，并时不时在一旁写下“我没有时间”。第二天他果然在决斗中身亡，时间是 1832 年 5 月 31 日。这个传说富浪漫主义色彩，为后世史家所质疑。

他的朋友奥古斯特·舍瓦烈 (August Chevalier) 遵照伽罗瓦的遗愿，将他的数学论文寄给卡尔·弗里德里希·高斯与卡尔·雅可比，但是都石沉大海。要一直到 1843 年，才由刘维尔肯定伽罗瓦结果之正确、独创与深邃，并在 1846 年将它发表。

事实上，伽罗瓦带给我们的财富也不止于此，群与对称性的关联也不止于此。事实上，高斯为什么能尺规作图作出正十七边形而非其它形状，也正是因为他漂亮地证明高斯的论断：若用尺规作图能作出正 p 边形， p 为质数的充要条件为 $p = 2^{2^k} + 1$ （所以正十七边形可尺规作图）。除此之外，他也解决了古代三大尺规作图问题中的两个：三等分任意角不可能、倍立方（求作一正方体的边，使其体积为给定正方体的两倍）不可能（第三个问题是化圆为方：求作一正方形，使其与给定的圆面积相等，这一问题的不可能性由林得曼 (Linderman) 在 1882 年证明 π 的超越性，即 π 不为任何整数系数多次式的根得以确立）。

总而言之，我们发现，代数结构的引入实际上也源于对一些常见概念的抽象，例如群的引入源于对于对称性的抽象。实际上这种从直觉转化为抽象的规则定义的思想可以称为“公理化”，接下来我们便用完整的一节来介绍这一思想，让读者逐步由易到难接受这一与中学学习相去可能甚远的思想。

1ε.3 公理化思想与布尔巴基学派

1ε.3.1 公理化思想

事实上，在上一讲中我们介绍了群、环和域的定义，它们的定义都有一个共同的特点：我们在定义运算的时候，都是给出一些很基本的规则，而接下来的所有性质都只能依靠这些基本规则展开。这种思想在数学中无疑是至关重要且在将来经常遇见的，实际上从下一讲开始，我们将直面线性空间的八条公理——我想这对于初次遇见的同学而言，大概率是很难直接接受并且理解其中的目的的。所以我们在这里给出一些基本的例子做一个台阶，

以便更好地理解公理化的思想.

首先我们介绍我们熟知的“距离”这一概念的公理化描述:

定义 1ε.2

设 X 是一个非空集合, $d: X \times X \rightarrow \mathbf{R}$ 是一个函数, 如果它满足

1. $d(x, y) \geq 0$, 且 $d(x, y) = 0$ 当且仅当 $x = y$;
2. $d(x, y) = d(y, x)$;
3. $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$.

则称 d 是 X 上的一个距离.

这一定义首先表明, 距离是一个双变量的函数, 它可将集合 X 中两个元素映射到一个实数, 这个实数代表了这两个元素的距离. 这一定义并没有给出距离的具体形式, 而是给出了距离应该满足的一些性质. 我们审视这三条性质:

1. 第一条性质表明两个元素之间距离非负, 并且距离为 0 当且仅当这两个元素相等;
2. 第二条性质表明距离是对称的, 也就是说, x 到 y 的距离和 y 到 x 的距离是相等的;
3. 第三条性质表明距离满足三角不等式, 也就是说, x 到 y 的距离不会超过 x 到 z 的距离和 z 到 y 的距离之和.

或许读者会觉得这些性质过于显然. 的确, 它们都来源于我们对于现实世界中对于“距离”这一名词的基本认识, 但是它所定义的集合 X 不一定是平面或者空间中的两个点——它可以是任意的集合, 因此这一定义具有了普遍意义, 我们来看一些实际例子:

例 1ε.6

定义全体 n 元实向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) , $x_i \in \mathbf{R}$ 构成的集合上的距离为

$$d((x_1, x_2, \dots, x_n), (y_1, y_2, \dots, y_n)) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p},$$

其中 $p \geq 1$, 则这一定义满足距离的三条公理, 其中前两条显然成立, 第三条读者可以参考“闵可夫斯基不等式”, 具体证明较为繁杂, 此处不再赘述, 我们放在习题中. 这一距离定义非常经典, 我们称其为 ℓ_p 范数.

事实上, 在上面这一例子中, 取定 $p = 2$ 实际上就是我们高中学习过的向量距离的定义, 因此还是非常直观的. 下面我们给出的例子将涉及更为广泛的情况.

例 1ε.7

将区间 $[a, b]$ 上的所有连续函数构成的集合记为 $C[a, b]$, 定义 $C[a, b]$ 上的距离为

$$d(f, g) = \max_{x \in [a, b]} |f(x) - g(x)|.$$

即我们这里定义了两个连续函数之间的距离为它们在区间 $[a, b]$ 上的最大差值. 读者可以自行验证这一定义满足距离的三条公理.

这一距离不是定义在平面两点之间, 而是定义在两个函数之间——这就体现出公理化定义的一个重要意义, 它用更抽象的语言描述使得我们可以在更广泛的背景下讨论一个概念. 例如, 在数学分析 (或微积分) 中我们刻画了数列极限和收敛的概念, 即若实数轴上点列 $\{x_n\}$ 趋于 x_0 , 实际上就是当 $n \rightarrow \infty$ 时 $|x_n - x_0| \rightarrow 0$, 即二者距离趋于 0, 此时称 $\{x_n\}$ 收敛于 x_0 . 而在定义了函数的距离后我们可以讨论 $C[a, b]$ 上的极限和收敛性, 即在上面例子中给出的距离定义下, 一列函数 $\{f_n(x)\}$ 收敛于 $f_0(x)$ 当且仅当 $n \rightarrow \infty$ 时 $f_n(x)$ 与 $f_0(x)$ 在 $[a, b]$ 上的最大差值趋于 0. 这实际上就是函数列一致收敛的定义, 学习数学分析的同学在将来会了解到这一十分核心的概念.

由此我们在距离的公理化中能体会到如下几点:

1. 公理化来源于直觉, 或者说一条公理经常对应“常识”中某一条自然的性质;
2. 公理化使得我们在讨论一个概念时可以不局限于某一特定的背景, 而是可以在更广泛的背景下讨论, 但前提是我们需要构造出符合公理的背景.

接下来我们将通过其它例子体现公理化的作用: 它有助于构建完备的理论体系, 让数学中的基础概念有依据可循. 一个很合适的例子是皮亚诺公理 (接下来的内容参考《陶哲轩实分析》), 它是一个定义自然数的标准方法 (当然不是唯一的, 也可以用集合的基数定义). 基于皮亚诺公理, 我们将看到为什么 $1 + 1 = 2$ 是合理的, 为什么结合律、分配律、交换律总是正确的. 你会发现, 即使一个命题是“显然的”, 但在公理体系下它可能不易证明. 除此之外, 我希望读者在这里忘记以前所学的一切运算规律, 甚至忘记 $1, 2, 3, \dots$ 这些数字——因为它们都还没有被定义, 我们只从接下来给出的简单公理出发, 推出或许很显然的很多自然数的基本性质——这就是公理化的特点, 我们只有最简单的抽象公理, 但我们可以以此为基础利用自己的证明和抽象思维能力还原显然的世界, 但这时整个世界都是严谨、有理可循的而非杂乱无章的.

接下来我们来看皮亚诺是如何基于一些从直觉而来的原理, 转化为少数几条公理使其能够构成一个完备的自然数理论体系的. 我们先从一个直觉性的不正式的定义出发, 然后看皮亚诺如何将其公理化.

定义 1ε.3

自然数是指集合

$$\mathbf{N} = \{0, 1, 2, 3, 4, \dots\}$$

中的元素，此集合是由从 0 开始无休止地往前数所得到的一切数的集合。我们将 \mathbf{N} 称为自然数集。

实际上，这个定义在一定意义上解决了自然数是什么的问题，但这并不是完全可接受的，因为它遗留下许多没有回答的问题。例如：怎么知道我们可以无休止地数下去而不会循环回到 0？如何定义自然数的运算，如加法、乘法或指数运算？我们可以首先回答最后一个问题：可以通过简单的运算来定义复杂的运算。指数运算只不过是重复的乘法运算： 5^3 是 3 个 5 乘在一起；乘法只不过是加法的重复： 5×3 是 3 个 5 加在一起；而加法只不过是每次增长一个的行为（称为增长运算，实际上与 C 语言代码中的 `++` 运算符非常类似）的重复运作：如果你把 5 加上 3，你所做的只不过是让 5 增长 3 次。另一方面，增长似乎是一个基本的运算，它没法再归结为更简单的运算。于是，为了定义自然数，我们将使用两个基础性的概念：数零 0 以及增长运算。依照现代计算机语言，我们用 $n++$ 代表 n 的增额或 n 的后继者，例如 $3++ = 4$, $(3++)++ = 5$ 等等。于是，似乎我们要说自然数集是由 0 和每个可由 0 经增长而得者所组成，因此我们可以自然地想到如下两条公理：

公理 1ε.1

1. 0 是自然数；
2. 如果 n 是自然数，那么 $n++$ 也是自然数。

现在的自然数集合只有 0 这个元素以及 `++` 运算（一定要忘记其他数字和加法，它们现在还不存在呢！），因此自然数集合可以写成

$$\mathbf{N} = \{0, 0++, (0++)++, ((0++)++)++, \dots\}.$$

这样的写法太复杂了，我们不妨记 1 是 $0++$ ，2 是 $(0++)++$ ，3 是 $((0++)++)++$ ，等等。那么 1, 2, 3 实际上只是一个记号，表征它们不是 0，并且互不相同。但我们现在的公理并没有说明 $3++$ 一定不是 0，事实上 $3++ = 0$ 并没有违反上面两条公理的任何一条，如果 $3++ = 0$ ，那事实上自然数集合只能有 0, 1, 2, 3 四个数字，这与自然数集有无穷个元素不符，因此我们需要一个公理来排除这种情况：

公理 1ε.2

如果 n 是任意自然数，那么 $n++ \neq 0$ 。即 0 不是任何自然数的后继。

基于此，我们可以给每个自然数集的元素一个记号，刚刚我们编到了 3，事实上现在也可以引入 $4 = 3++$ 等。但是要注意的是我们现在也没有所谓十进制的说法，记住这些数字只是记号，我完全可以定义 $3++ = a$ 而不是 4，只是定义 4 更符合我们的常识。

然而即使我们加入了新的公理也不能阻止一些病态的情况，例如考虑由 0, 1, 2, 3, 4 组成的集合，这个集合中增长运算在 4 处“碰了顶”，即 $0++ = 1$, $1++ = 2$, $2++ = 3$, $3++ = 4$ ，但 $4++ = 4$ ，那么接下来所有递增后的元素都将逃不开 4，这也和“无穷集合”矛盾，但没有违犯之前定义三条公理的任何一条，因此我们需要补充下面这一条公理：

公理 1ε.3

不同的自然数必有不同的后继者，即若 n, m 是自然数，且 $n \neq m$ ，则 $n++ \neq m++$ 。
等价而言，如果 $n++ = m++$ ，则 $n = m$ 。

到目前为止，我们大概可以保证全体自然数彼此两两不同，但我们并没有排除在 0 和 1 之间插入 0.5 这样的不该出现的元素出现在自然数集合中的可能性，于是我们需要引入接下来的这条公理，我们称之为数学归纳原理，或称第一数学归纳法：

公理 1ε.4

设 $P(n)$ 是关于自然数的一个性质，假设 $P(0)$ 是真的，并假设只要 $P(n)$ 是真的，那么 $P(n++)$ 也是真的，那么 $P(n)$ 对于所有自然数 n 都是真的。

因此，假如我们有定义 $0++=1$, $1++=2$, $2++=3$ 等构成自然数集合，但这个自然数集在 0 和 1 之间出现了数 0.5，那么一定违反了上面的公理——因为假设 $P(0)$ 是真的，我们只能保证 $P(1), P(2), P(3)$ 是真的，0.5 虽然也是自然数（因为它在我们定义的自然数集中），但我们没有规则保证 $P(0.5)$ 成立，因此与“ $P(n)$ 对于所有自然数 n 都是真的”矛盾。所以这一公理合理防止了不应该出现的数出现在自然数集合中的可能性。

数学归纳原理事实上带来了更重要的结果，即引入了所谓的数学归纳法这一重要的证明方法。相信在中学阶段各位也已熟知这一方法，并且这一方法实际上就是与这一公理完美对应的，因此我们不再赘述。我们在这里只给出利用数学归纳法证明的一个框架：一般地，证明一个与自然数 n 有关的数学命题，可按如下两个步骤进行：

1. (归纳奠基) 证明当 $n = n_0$ 时命题成立；
2. (归纳递推) 假设当 $n = k$ 时命题成立，证明当 $n = k + 1$ 时命题也成立。

由此就可以断定命题对于从 n_0 开始的所有自然数 n 都成立。

接下来我们需要解决一个更复杂的问题：我们还没有定义自然数之间的运算，例如加法、乘法以及指数运算等。事实上，从增长到加法、从加法到乘法以及乘法到指数运算，我

们都可以通过类似的方法定义，因此这里我们只严格证明加法的相关性质，而其它的运算的性质及详细证明读者可以自行证明或参考《陶哲轩实分析》。

事实上，我们在正式讨论皮亚诺公理之前就已经简单讨论过加法的思想，例如 $5 + 3$ 实际上就是 5 增长 3 次，即 $((5++)++)$ 。因此我们可以如下定义加法为：

定义 1ε.4

设 m 是自然数，定义 $0 + m = m$ 。对于任意自然数 n ，定义 $(n++) + m = (n + m)++$ 。

于是 $0 + m = m$ ， $1 + m = (0 + m)++ = m++$ ， $2 + m = (1 + m)++ = (m++)++$ ，以此类推，我们也可以基于此得到 $2 + 3 = (3++)++ = 4++ = 5$ 。但我们目前不能仅仅依靠这些直觉推导，我们希望证明一些对于任意正整数都成立的运算规律，例如交换律。将一个性质推演至无穷我们自然想到数学归纳法，接下来我们就来尝试使用数学归纳法证明这样定义的自然数满足加法交换律。

引理 1ε.1

对于任意自然数 n ，有 $n + 0 = n$ 。

证明

用归纳法。由加法定义中 $0 + n = n$ 可知 $0 + 0 = 0$ ，归纳基础成立。现假设 $n + 0 = n$ ，则 $(n++) + 0 = (n + 0)++ = n++$ ，归纳步骤成立。由数学归纳原理可知，对于任意自然数 n ，有 $n + 0 = n$ 。□

引理 1ε.2

对于任意自然数 n, m ，有 $n + (m++) = (n + m)++$ 。

证明

此处归纳法要注意准确选取对谁使用归纳法。事实上选取 n 进行归纳更为准确。 $n = 0$ 时， $0 + (m++) = m++ = (0 + m)++$ ，归纳基础成立。现假设 $n + (m++) = (n + m)++$ ，则 $(n++) + (m++) = (n + (m++))++ = ((n + m)++)++$ ， $((n++) + m)++ = ((n + m)++)++ = (n++) + (m++)$ ，归纳步骤成立。由数学归纳原理可知，对于任意自然数 n, m ，有 $n + (m++) = (n + m)++$ 。□

有了前面两个引理的铺垫，我们可以证明自然数的加法交换律：

定理 1ε.2

对于任意自然数 n, m , 有 $n + m = m + n$.

这里的证明仍然基于对 n 作归纳法, 具体证明我们放在习题中供读者练习. 事实上我们还可以基于归纳法证明加法结合律、消去律 (即由 $a + c = b + c$ 推出 $a = b$) 等, 以及乘法、指数运算 (包括加法乘法分配律) 等, 但这已经超出我们的讨论范畴——我们的希望是基于皮亚诺公理给读者一个公理化构建完备体系的体验, 事实上从最开始逐条加入公理排除不合理的情况, 到定义加法之后不断证明一些很显然但不易证明的结论, 都很好地体现了利用公理化构建完备数学体系的思想. 在讨论的最后我们为自然数引入最后一个结构——序结构, 它定义了自然数之间的大小关系, 这也是需要公理化的:

定义 1ε.5

设 m, n 是自然数, 我们说 n 大于等于 m , 记作 $n \geq m$, 或 $m \leq n$, 如果存在一个自然数 k 使得 $n = m + k$. 我们说 n 严格大于 m , 记作 $n > m$, 或 $m < n$, 当且仅当 $n \geq m$ 且 $n \neq m$.

事实上, 基于这一定义以及之前介绍的加法定义和导出的性质, 我们可以得到以下定理:

定理 1ε.3

设 a 和 b 是自然数, 那么下面三个命题中恰有一个是真的:

1. $a = b$;
2. $a < b$;
3. $a > b$.

这事实上就表明上面的定义是合理的——因为任意两个自然数之间都可以比较, 并且比较的结果是三种之中确定的一种. 定理证明只需对 a 作归纳, 具体证明我们放在习题中供读者练习. 事实上, 我们引入序结构主要目的是介绍下面的强归纳法原理, 或称第二数学归纳法:

定理 1ε.4

设 m_0 是一个自然数, $P(m)$ 是一个依赖于任意自然数 m 的性质. 设对于每个 $m \geq m_0$

都有下述蕴含关系：如果 $P(m')$ 对于一切满足 $m_0 \leq m' < m$ 的自然数 m' 都成立，那么 $P(m)$ 也成立，那么我们可以断定 $P(m)$ 对于所有自然数 $m \geq m_0$ 都成立。

这里定理的证明我们也留作习题，当然我们更多地是直接使用它。或许上面的描述有些抽象，我们直接给出第二数学归纳法的框架，对照理解更为直观：

1. (归纳奠基) 证明当 $m = m_0$ 时命题成立；
2. (归纳递推) 假设当 $m_0 \leq k$ ($k \in \mathbf{N}$, $k > m_0$) 时命题成立，证明当 $m = k + 1$ 时命题也成立。

由此就可以断定命题对于从 m_0 开始的所有自然数 m 都成立。如果取框架中 $k + 1 = m'$ 就很容易看出这与强归纳法原理一致了。我们不难发现能用第一数学归纳法证明的命题都可以用第二数学归纳法证明，但反之不一定成立，因此第二数学归纳法原理更强，因为它假设所有小于等于 k 的自然数都满足命题推出 $k + 1$ 时成立，而第一数学归纳法只需要假设等于 k 满足命题即可证明。

至此我们结束对皮亚诺公理的讨论——事实上我们已经讨论了非常多，而且显得有些枯燥，因此接下来最后一个例子我们会更轻松一些。我们希望通过罗素悖论和公理化集合论的例子和故事进一步说明公理化如何助于构建完备公理体系。事实上，我们可以穿插着谈一些简单的历史。十九世纪下半叶，德国数学家康托尔创立了著名的集合论，在集合论刚产生时，曾遭到许多人的猛烈攻击，但不久这一开创性成果就为广大数学家所接受了，并且获得广泛而高度的赞誉。数学家们发现，从自然数与康托尔集合论出发可建立起整个数学大厦，因而集合论成为现代数学的基石。这一发现使数学家们为之陶醉，数学界甚至整个科学界笼罩在一片喜悦祥和的气氛之中。科学家们普遍认为，数学的系统性和严密性已经达到，科学大厦已经基本建成。然而，1903年，一个震惊数学界的消息传出：集合论是有漏洞的，英国数学家罗素提出了著名的罗素悖论。这条悖论使集合论产生了危机。它非常浅显易懂，而且所涉及的只是集合论中最基本的东西。所以，罗素悖论一提出就在当时的数学界与逻辑学界内引起了极大震动。接下来我们便开始介绍这一引发第三次数学危机的悖论。实际上，在康托的集合论中，有一条所谓的概括公理：

公理 1ε.5

设对于每个对象 x ，我们都有一个依赖于 x 的性质 $P(x)$ （从而对于每个 x ， $P(x)$ 要么是真命题，要么是假命题），则存在一个集合 A ，使得对于每个对象 x ， $x \in A$ 当且仅当 $P(x)$ 为真。

事实上这一公理看起来非常符合直觉，因为它表明总是存在一个集合，它由满足某一性质的所有对象组成。但是这一公理却导致了著名的罗素悖论：设 $P(x)$ 是这样的命题

$$P(x) \iff x \text{ 是一个集合, 且 } x \notin x,$$

也就是说, $P(x)$ 为真当且仅当 x 是一个集合, 且 x 不是自身的元素. 例如, $P(\{2, 3, 4\})$ 成立, 因为集合 $\{2, 3, 4\}$ 不是 $\{2, 3, 4\}$ 的三个元素 $2, 3, 4$ 中的任何一个.

接下来我们利用概括公理构造集合:

$$\Omega = \{x \mid P(x) \text{ 成立} \} = \{x \mid x \text{ 是一个集合, 且 } x \notin x\},$$

即 Ω 是一切不以自己为元素的集合的集合, 现在我们有这样一个问题, Ω 含有它自己为元素吗? 即是否有 $\Omega \in \Omega$:

1. 如果 $\Omega \in \Omega$, 则由 Ω 的定义知 $\Omega \notin \Omega$, 矛盾!
2. 如果 $\Omega \notin \Omega$, 则由 Ω 的定义知 $\Omega \in \Omega$, 矛盾!

事实上这一悖论的构造是很简单的: 我们只是构造了一个命题 $P(x)$, 然后利用概括公理基于这一命题构造出了一个集合 Ω , 然后就发现 $\Omega \in \Omega$ 这个问题无法回答, 得到矛盾. 事实上我们有一个很经典的理发师的故事可以帮助我们理解罗素悖论: 在某个城市中有一位理发师, 他的广告词是这样写的: “本人的理发技艺十分高超, 誉满全城. 我将为本城所有不给自己刮脸的人刮脸, 我也只给这些人刮脸. 我对各位表示热诚欢迎!” 来找他刮脸的人络绎不绝, 自然都是那些不给自己刮脸的人. 可是, 有一天, 这位理发师从镜子里看见自己的胡子长了, 他本能地抓起了剃刀, 你们看他能不能给他自己刮脸呢? 如果他不给自己刮脸, 他就属于“不给自己刮脸的人”, 他就要给自己刮脸, 而如果他给自己刮脸呢? 他又属于“给自己刮脸的人”他就不该给自己刮脸. 理发师悖论是罗素悖论的一种通俗表达: 如果把每个人看成一个集合 x , 这个集合的元素被定义成这个人刮脸的对象, 即 $P(x)$ 在 x 不属于 x 时成立, 即一个人不是自己的刮脸对象, 即自己不给自己刮脸时成立. 那么, 理发师宣称, 他的元素是城里不属于自身的那些集合 (即自己不给自己刮脸的人), 那么理发师集合实际上就是上面的 Ω , 那么理发师是否属于他自己这一问题就对应于罗素悖论最后导出矛盾的问题, 由此我们可以看出理发师的故事和罗素悖论的对应关系.

事实上我们仔细思考理发师的故事, 问题的关键就在于理发师是否考虑他自己, 因为他只要不关心他自己是否给自己刮脸, 他就不会陷入矛盾, 因此罗素悖论的关键点也在于这一“自包含”逻辑的问题. 将来如果是学习计算机专业的同学一定会了解“停机问题”, 事实上也是利用这一“自包含”思想构造的矛盾.

于是自然地, 数学家们开始思考如何解决这一漏洞. 1908 年, 策梅罗 (Ernst Zermelo) 提出第一个公理化集合论体系, 这一公理化集合系统很大程度上弥补了康托尔朴素集合论的缺陷, 并且在通过弗兰克尔 (Abraham Fraenkel) 的改进后得到了著名的被称为 ZF 公理系统 (如果有选择公理则称 ZFC 公理系统). 除 ZF 系统外, 集合论的公理系统还有多种, 如冯·诺伊曼 (von Neumann) 等人提出的 NBG 系统等. 在该公理系统中通过引入类 (class) 的概念以及相应的公理也避免了罗素悖论. 在此我们简要介绍 ZF 公理体系的解决方案, 它不需要概括公理, 并引入了如下正则公理:

总结而言，本小节我们介绍了三个公理化的例子：距离的公理化、皮亚诺公理和公理化集合论。通过这三个例子我们可以体会到公理化很多都源于“常识”，公理通常与直觉对应，但它的表达力比常识或一些特例更强（例如公理化距离比平面两点距离公式表达力强），并且它有助于构建完备的数学体系。因此公理化并不是“妖魔化”，虽然它让很多熟悉的概念变得陌生或是复杂，但它们只是数学家为了构建完备的数学体系而做出的努力，而这些努力很多时候仍然是基于正常人的直觉——以至于像康托那样的大数学家也可能会犯错误，即使是一些天才的设计，它们很多时候也是希望达到某个目标而进一步抽象做出的。

事实上公理化有两个重要的评价指标。一个是一致性，即我们不能从一个公理体系导出矛盾，因此公理化集合论通过正规公理尽力避免罗素悖论的出现。当然公理也应当精简，一方面会更加简洁美观，另一方面更多的公理使得互相之间可以推导也是没必要的。其二是表达力，事实上我们很容易提出这样的问题：为什么距离公理化只有这三条要求？群的定义为什么只有这几条？公理化集合论为什么是这些内容而不是其他，明明集合满足的基本要求我们可以有很多种表达？事实上这与表达力是分不开的。上面介绍的这些公理化定义都能将我们最熟悉的其它可能导出的常识性性质推导出，因此表达力是足够的，例如皮亚诺公理完全可以体现出整数的特点。而公理化集合论则更不必纠结，一方面整个数学的大厦都建立在其上，它们首先都在公理化设计中经历了反复检验和调整，然后也经历了上百年的检验和运用（除了选择公理存在一定争议），另一方面我们也不只有一套公理化集合论的方法，事实上它们在很大程度上是等价的（至少在一般的数学分析、线性代数学习中我们不关心它们的区别）。只是我们在学习这些公理的时候是被动的接受者，倘若我们站在设计者的角度思考，我们会发现这些公理的设计是自然而精妙的，是螺旋式上升的过程，并非妖魔化的。因此相信经过这里的训练后，下一讲开始的线性空间 8 条运算公理不再能让读者产生很大的畏难心理。

1ε.3.2 布尔巴基学派

我们已经通过一些例子体会了公理化的思想，事实上我们要谈论公理化，不能避开的一个主题就是布尔巴基学派。尼古拉·布尔巴基（法语：Nicolas Bourbaki）是 20 世纪一群法国数学家的笔名。布尔巴基是个虚构的人物，布尔巴基团体的正式称呼是“尼古拉·布尔巴基合作者协会”，在巴黎的高等师范学校设有办公室，他们由 1935 年开始撰写一系列论述对现代高等数学探研所得的书籍。以把整个数学建基于集合论为目的，在过程中，布尔巴基致力于做到最极端的严谨和泛化，建立了些新术语和概念。

布尔巴基在集合论的基础上用公理方法重新构造整个现代数学。布尔巴基认为：数学，至少纯粹数学，是研究抽象结构的理论。结构，就是以初始概念和公理出发的演绎系统。有三种基本的抽象结构：代数结构——也就是我们之前一直在强调的集合上定义运算的想法；序结构——可以参考教材 1.4 节；拓扑结构——我们将在下面马上给出定义。他们把全部数学看作按不同结构进行演绎的体系。

定义 1ε.6

设 X 是一个集合, \mathcal{T} 是 X 的一个子集族, 如果 \mathcal{T} 满足

1. $\emptyset, X \in \mathcal{T}$;
2. 若 $U, V \in \mathcal{T}$, 则 $U \cup V \in \mathcal{T}$;
3. 若 $\{U_\alpha\}_{\alpha \in I} \subset \mathcal{T}$, 则 $\bigcap_{\alpha \in I} U_\alpha \in \mathcal{T}$, 其中 I 是一个指标集合.

则称 (X, \mathcal{T}) 是一个拓扑空间. 如果 U 是族 \mathcal{T} 中的元素, 则称 U 是一个开集.

我们无需明白上面的定义在表达什么, 但至少它与我们日常科普中见到的“拓扑”一词从直观上看相去甚远, 但事实上基于此我们可以得到更为本质的“连续性”概念——开集的原像是开集, 这与数学分析中学习的一元函数连续性是一致的, 我们也可以得到数学家笑话“拓扑学家分不清咖啡杯和甜甜圈”, 得到连通性、紧致性、同伦等概念, 这些概念在数学中有着重要的地位. 但是我们在这里不打算深入讨论拓扑学的内容, 而是想通过这个例子说明, 布尔巴基公理化的思想是如何在数学中发挥作用的.

布尔巴基著有九卷本, 超过七千多页的《数学原本》, 这是有史以来最大的数学巨著. 彻底追求严格性和一般性的叙述方法被称为“布尔巴基风格”. 最后的第 9 卷谱理论执笔始于 1983 年, 出版工程至此告终. 只是在 20 世纪末, 增补了交换代数的簇理论. 布尔巴基对严谨性的强调在当时产生了很大的影响. 这与当时儒勒·昂利·庞加莱所强调的数学要依靠自由想像的数学直观的说法分庭抗礼. 布尔巴基的影响力随时间而减弱, 一个原因是由于布尔巴基的抽象并不显得比发明者原初的想法更为有用, 另一个原因是因为没有包含像范畴论等重要的现代数学理论. 尽管范畴论是由布尔巴基的成员艾伦堡所创立, 格罗滕迪克所推广的, 但是如果容纳范畴论, 就不得不对已经出版的著作进行根本性的改写.

布尔巴基在数学史上还承担了类似于“大一统”的工作, 他们引入的记号有: \emptyset , 代表空集; 黑板粗体字母表示数集 (例如: \mathbf{N} 表示自然数集, \mathbf{Q} 表示有理数集, \mathbf{R} 表示实数集, \mathbf{Z} 表示整数集); 还发明了术语“单射”、“满射”和“双射”——你可能无法想象如此基本的数学名词曾经还有多种不统一的叫法. 事实上, 现在我们用到的“紧集” (学习数学分析的同学应该知道, 现在是用实数完备性中的有限覆盖定理表达的) 在布尔巴基学派之前有数十种定义.

我们无法否认布尔巴基学派这一曾经诞生了如此众多顶级数学家的学派, 同时, 也作为一个曾经实践了这样一个雄心勃勃的数学统一计划的学派对数学本身的贡献. 当然他们曾经在 20 世纪 50–60 年代推行的所谓“新数学”运动, 把抽象数学, 特别是抽象代数的内容引入中学甚至小学的教科书当中. 这种突然的变革不但使学生无法接受新教材, 就连教员都无法理解, 造成了整个数学教育的混乱. 在高等数学教育方面, 就连布尔巴基的奠基

者们后来编的教科书也破除了布尔巴基的形式体系而采用比较自然、具体、循序渐进的体系. 所以我想对于一本教材而言, 自然、具体、循序渐进是重要的, 学习需要螺旋式上升的过程, 而不是一蹴而就, 这一点相信读者在未来学习中一定能体会到.

内容总结

习题

教育不是灌输, 而是点燃火焰.

——苏格拉底

B 组

1. 依照皮亚诺公理的定义证明: 对于任意自然数 n, m , 有 $n + m = m + n$.

C 组

1. 证明闵可夫斯基不等式和 ℓ_p 范数的三角不等式.
2. 利用皮亚诺公理, 证明如下命题: 设 a 和 b 是自然数, 那么下面三个命题中恰有一个是真的:
 - (1) $a = b$;
 - (2) $a < b$;
 - (3) $a > b$.
3. 利用皮亚诺公理, 证明**强归纳法原理**.

本讲我们将开始回答第 1 讲最后留下的问题，即线性方程组有唯一解、无穷解或无解的本质原因。这段旅程或许有些漫长，中间会有很多的铺垫，我们将从其中最为基础的概念——线性空间出发进行探讨。

回忆高斯消元法，方程组中每一行或一列都可以视为向量。我们可以先看下面这个例子：

例 2.1

考虑如下两个方程组

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_1 + 2x_2 + 3x_3 = 0 \\ 2x_1 + 3x_2 + 4x_3 = 0 \end{cases} \quad \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_1 + 2x_2 + 3x_3 = 0 \\ x_1 + 3x_2 + 4x_3 = 0 \end{cases}$$

不难解得，第一个方程组有无穷解，第二个方程组有唯一解。从高斯消元法的过程来看，第一个方程组的简化阶梯矩阵出现了全零行，其原因是显而易见的：因为方程组第一行和第二行相加正好是第三行，因此可以直接消去第三行，即三行的系数矩阵的三个行向量

$$\alpha_1 = (1, 1, 1), \alpha_2 = (1, 2, 3), \alpha_3 = (2, 3, 4)$$

满足 $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha_3$ 。而第二个方程组系数矩阵行向量间没有类似的可互相消去的关系。

从上面这一例子中我们可以看出，方程组的解与系数矩阵的行向量之间的关系密切相关。因此我们会有一个很自然的想法，即我们需要研究向量之间的关联。受第 1 讲基本代数结构的启发，我们应当自然地想到我们需要引入一个代数结构，从而使得我们可以统一

地研究向量间的关联，这一代数结构便是线性空间.

2.1 线性空间的定义

线性空间是我们接触的第一个核心概念，作为一种代数结构，它需要在非空集合 V 上定义运算. 其中第一个运算是我们熟知的加法 $+$. 在线性空间的定义中，我们要求 $\langle V; + \rangle$ 构成 Abel 群，即其中元素满足如下运算律：

1. (结合律) $\alpha + (\beta + \gamma) = (\alpha + \beta) + \gamma, \forall \alpha, \beta, \gamma \in V$;
2. (加法单位元) $\exists 0 \in V$ 使得 $\forall \alpha \in V$ 有 $\alpha + 0 = 0 + \alpha$;
3. (逆元) $\forall \alpha \in V, \exists \beta \in V$, 有 $\alpha + \beta = \beta + \alpha = 0$, 记 $\beta = -\alpha$;
4. (交换律) $\forall \alpha, \beta \in V, \alpha + \beta = \beta + \alpha$.

第二种运算和之前学习的其他代数结构不同，我们需要首先引入一个数域 \mathbf{F} ，接下来在 $\mathbf{F} \times V$ 上定义取值于 V 的数乘运算，即 $\mathbf{F} \times V$ 中的每个元素 $(\lambda, \alpha) \mapsto \lambda\alpha \in V$ ，并且数乘运算满足以下性质： $\forall \alpha, \beta \in V, \forall \lambda, \mu \in \mathbf{F}$ 以及 \mathbf{F} 上的乘法单位元 1，有

1. $1 \cdot \alpha = \alpha$;
2. $\lambda(\mu\alpha) = (\lambda\mu)\alpha$;
3. $(\lambda + \mu)\alpha = \lambda\alpha + \mu\alpha$;
4. $\lambda(\alpha + \beta) = \lambda\alpha + \lambda\beta$.

基于此，我们完整定义了一个线性空间，我们一般称集合 V 关于上述两种运算在域 \mathbf{F} 上构成一个线性空间，简称为 V 在域 \mathbf{F} 上的线性空间，记作 $V(\mathbf{F})$. 如果 \mathbf{F} 是实（复）数域，则称 V 为实（复）数域上的线性空间. 关于线性空间的定义，我们还有如下说明：

1. 线性空间还有一个重要的概念是运算封闭，即线性空间中的元素进行加法或数乘运算后，得到的元素仍然是属于线性空间的. 这一点是定义要求的，加法封闭是 Abel 群的要求，数乘注意前述定义中数乘运算“取值于 V ”的要求；
2. 特别注意线性空间定义在非空集合上，事实上根据加法构成 Abel 群的要求，最小的线性空间也必须至少包含加法单位元（可以记为 $V = \{0\}$ ）.
3. 结合我们上一讲对公理化的研究，事实上我们到目前为止也只定义了上面的加法、数乘运算和几条规则，我们需要忘记其他任何规则，由此出发进行推导出一些看似显然但公理没有直接给出的重要运算性质：

- (1) 由于加法运算构成 Abel 群, 因此加法零元和逆元是唯一的, 并且我们可以定义减法运算为加上一个元素的逆, 即 $\alpha - \beta = \alpha + (-\beta)$;
- (2) 事实上, 根据公理中的性质, 我们可以逐步得到 $\lambda(\alpha - \beta) + \lambda\beta = \lambda((\alpha - \beta) + \beta) = \lambda((\alpha + (-\beta)) + \beta) = \lambda(\alpha + ((-\beta) + \beta)) = \lambda(\alpha + \mathbf{0}) = \lambda\alpha$, 两边分别加 $-(\lambda\beta)$ 即可以得到

$$\lambda(\alpha - \beta) = \lambda\alpha - \lambda\beta. \quad (2.1)$$

上面推导过程中第一个等号来源于数乘分配律, 第二个等号来源于减法的定义 (加上逆元), 第三个等号来源于加法结合律, 第四个等号来源于逆元的定义 (加起来等于向量加法零元 $\mathbf{0}$), 最后一个等号来源于加法单位元的定义. 事实上这一过程是非常清晰的. 需要注意的一点是, 接下来为了区分 V 中的零元和数域中的数 0 , 我们将 V 中零元加粗, 请读者务必仔细区分.

除此之外, $(\lambda - \mu)\alpha + \mu\alpha = (\lambda - \mu + \mu)\alpha = \lambda\alpha$, 两边分别加 $-(\mu\alpha)$ 即可以得到

$$(\lambda - \mu)\alpha = \lambda\alpha - \mu\alpha. \quad (2.2)$$

事实上, 式 2.1 和式 2.2 可以视为数乘运算对减法也满足分配律 (但我们必须时刻牢记在心, 数的减法是常规的, 向量的减法是加上向量的逆元).

- (3) 在式 2.1 中分别令 $\alpha = \beta$ 和 $\alpha = \mathbf{0}$, 在式 2.2 分别令 $\lambda = \mu$ 和 $\lambda = 0$ 有如下四条性质:

- i. $\lambda \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$;
- ii. $\lambda(-\beta) = -(\lambda\beta)$;
- iii. $0 \cdot \alpha = \mathbf{0}$;
- iv. $(-\mu)\alpha = -(\mu\alpha)$.

我们详细证明前两条如何根据公理一步步推导得到, 后两条请读者依照此自行证明.

证明

- i. 在式 2.1 中令 $\alpha = \beta$, 则 $\lambda(\alpha - \alpha) = \lambda\alpha - \lambda\alpha$, 根据减法定义有 $\alpha - \alpha = \alpha + (-\alpha) = \mathbf{0}$, 且 $\lambda\alpha - \lambda\alpha = \lambda\alpha + (-(\lambda\alpha)) = \mathbf{0}$, 因此 $\lambda \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$.
- ii. 在式 2.1 中令 $\alpha = \mathbf{0}$ 有 $\lambda(\mathbf{0} - \beta) = \lambda\mathbf{0} - \lambda\beta$, 根据减法定义有 $\mathbf{0} - \beta = \mathbf{0} + (-\beta) = -\beta$ (第二个等号来源于加法单位元性质), 且 $\lambda\mathbf{0} - \lambda\beta = \mathbf{0} - \lambda\beta = \mathbf{0} + (-(\lambda\beta)) = -(\lambda\beta)$ (第一个等号来源于刚刚证明的 $\lambda \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$, 第二个等号来源于减法的定义, 第三个等号来源于加法单位元性质), 因此 $\lambda(-\beta) = -(\lambda\beta)$.

□

特别地, 当 $\mu = 1$ 时有 $(-1)\alpha = -\alpha$. 即 -1 数乘一个元素可以得到该元素的逆元 (虽然代入一般平面向量这一点非常显然, 但是我们只能基于公理一步步推导出这一显然的性质).

- (4) 若 $\lambda\alpha = \mathbf{0}$, 则 $\lambda = 0$ 或 $\alpha = \mathbf{0}$, 这一点也是显然的, 因为如果 $\lambda \neq 0$, 则 λ^{-1} 存在, 从而 $\alpha = 1\alpha = (\lambda^{-1}\lambda)\alpha = \lambda^{-1}(\lambda\alpha) = \lambda^{-1}\mathbf{0} = \mathbf{0}$ (这里的每一个等号都是能找到对应的, 请读者自行判断).

最后, 综合上述性质我们有方程 $\lambda\beta + \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_r\alpha_r = \mathbf{0}$ 在 $\lambda \neq 0$ 时的解为 $\beta = -\lambda^{-1}\lambda_1\alpha_1 - \lambda^{-1}\lambda_2\alpha_2 - \cdots - \lambda^{-1}\lambda_r\alpha_r$. 我们放在习题中供读者练习.

或许同学们会疑惑为什么线性空间会要求上述这 8 条性质 (加法、数乘各 4 条) 而不能增减其中几条. 事实上, 我们发现线性空间中定义的运算规则与我们高中学习的平面向量的加法和数乘是非常类似的, 我们回顾未竟专题一关于公理化的讨论, 实际上这就可以视为从简单的向量加法和数乘抽象出来的一些规则. 而公理的诞生应当是要尽可能简洁, 而且有足够的表达力——这一点我们将来基于这一定义不断推出线性空间的性质时就会发现非常足够 (事实上你现在就能通过我们上面证明的运算性质初步感知到这一点, 因为定义中任何一条的缺失都会使得上面某条显然而合理的性质不再满足, 而我们未来需要的性质都可以由此导出), 因此皮亚诺在 1888 年正式给出这一定义并沿用至今. 但我们需要知道他的工作也是基于前人 (如格拉斯曼) 的工作不断修正而来的, 只是我们被动接受这一概念使得这一自然的过程变得很突兀. 当然这门课只要求你记忆这 8 条性质, 并请务必牢记于心, 考试可能要求你验证线性空间. 记忆难度也并不大, Abel 群 4 条性质都有名称标注, 数乘运算也是易于记忆的结合律和分配律加单位元性质.

除此之外, 公理化定义还有一个很重要的作用就是使得我们可以不仅仅在向量集合的背景下定义线性空间, 这使得我们可以将对于很多结构的研究都转化为对于线性空间的研究. 接下来我们给出一些与向量无关的线性空间的例子:

例 2.2

几种非常常见的线性空间, 希望读者能熟知其性质:

1. (多项式) $\mathbf{F}[x]_{n+1} = \{a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n \mid a_i \in \mathbf{F}\}$ 关于多项式的加法和数乘构成线性空间, 但

$$\mathbf{F}[x]_{n+1} = \{a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n \mid a_i \in \mathbf{F}, a_i \neq 0\}$$

不构成线性空间.

注: 书上常将多项式记为 $\mathbf{F}[x]_{n+1}$, 表示次数不超过 n 的多项式的集合, 而《线性代数应该这样学》中使用 $\mathcal{P}_n(\mathbf{F})$ 表示相同的集合.

注意常见记号: $(k_1p_1 + k_2p_2)(x) = k_1p_1(x) + k_2p_2(x)$.

2. (复数与实数) 可以验证: 复数集 \mathbf{C} 是数域 \mathbf{C} 或数域 \mathbf{R} 上的线性空间. 此处一定注意复数集 \mathbf{C} 在此处同时出现在集合和数域中.

注意: 这一例子表明, 同一集合可以在不同数域上构成不同的线性空间, 在下一讲接触维数的定义后, 我们也将知道二者的维数是不一样的 (见例 3.4).

当然, 不同的集合也可以在同一个数域上构成不同的线性空间, 例如 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 和 $\mathbf{R}(\mathbf{R})$.

3. 对 n 维实向量空间 V 定义如下加法运算

$$\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n), \beta = (b_1, b_2, \dots, b_n) \in V = \mathbf{R}^n - (0, 0, \dots, 0),$$

$$\alpha \oplus \beta = (a_1b_1, a_2b_2, \dots, a_nb_n).$$

定义如下数乘运算

$$\forall \lambda \in \mathbf{R}, \lambda \circ \alpha = (a_1^\lambda, a_2^\lambda, \dots, a_n^\lambda).$$

则 V 构成线性空间.

4. $V = \{f \mid x \in \mathbf{R}, f(x) \in \mathbf{C} \text{ (即 } f \text{ 是实变量复值函数), 且 } f(-x) = \overline{f(x)} \text{ (后者为 } f(x) \text{ 的共轭复数)}\}$, 定义如下的加法和数乘运算:

$$(f \oplus g)(x) = f(x) + g(x)$$

$$(\lambda \circ f)(x) = \lambda f(x).$$

则 V 构成线性空间.

解

1. 我们对八条性质进行逐条验证即可.

(1) $\forall p_1(x), p_2(x), p_3(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1} = \{a_0 + a_1x + \dots + a_nx^n \mid a_i \in \mathbf{F}\}$, 有

$$\begin{aligned} & (p_1(x) + p_2(x)) + p_3(x) \\ &= ((a_{10} + a_{11}x + \dots + a_{1n}x^n) + (a_{20} + a_{21}x + \dots + a_{2n}x^n)) \\ &+ (a_{30} + a_{31}x + \dots + a_{3n}x^n) \\ &= ((a_{10} + a_{20} + a_{30}) + (a_{11} + a_{21} + a_{31})x + \dots + (a_{1n} + a_{2n} + a_{3n})x^n) \\ &= (a_{10} + a_{11}x + \dots + a_{1n}x^n) \\ &+ ((a_{20} + a_{21}x + \dots + a_{2n}x^n) + (a_{30} + a_{31}x + \dots + a_{3n}x^n)) \\ &= p_1(x) + (p_2(x) + p_3(x)) \end{aligned}$$

$$(2) \exists p_0(x) = 0 \in V, \forall p(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1}, p(x) + p_0(x) = p_0(x) + p(x).$$

$$(3) \forall p(x) = a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n \in \mathbf{F}[x]_{n+1}, \exists p^*(x) = -a_0 - a_1x - \cdots - a_nx^n \in \mathbf{F}[x]_{n+1}, p(x) + p^*(x) = p^*(x) + p(x) = p_0(x) = 0.$$

$$(4) \forall p_1(x), p_2(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1} \text{ 有}$$

$$\begin{aligned} p_1(x) + p_2(x) &= (a_{10} + a_{11}x + \cdots + a_{1n}x^n) + (a_{20} + a_{21}x + \cdots + a_{2n}x^n) \\ &= (a_{10} + a_{20}) + (a_{11} + a_{21})x + \cdots + (a_{1n} + a_{2n})x^n \\ &= (a_{20} + a_{10}) + (a_{21} + a_{11})x + \cdots + (a_{2n} + a_{1n})x^n \\ &= (a_{20} + a_{21}x + \cdots + a_{2n}x^n) + (a_{10} + a_{11}x + \cdots + a_{1n}x^n) \\ &= p_2(x) + p_1(x). \end{aligned}$$

$$(5) \exists \lambda = 1 \in \mathbf{R}, \forall p(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1}, \lambda \cdot p(x) = p(x).$$

$$(6) \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, p(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1} \text{ 有}$$

$$\begin{aligned} \lambda(\mu p(x)) &= \lambda(\mu(a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n)) = \lambda(\mu a_0 + \mu a_1x + \cdots + \mu a_nx^n) \\ &= \lambda\mu a_0 + \lambda\mu a_1x + \cdots + \lambda\mu a_nx^n = (\lambda\mu)(a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n) \\ &= (\lambda\mu)p(x). \end{aligned}$$

$$(7) \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, p(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1} \text{ 有}$$

$$\begin{aligned} (\lambda + \mu)p(x) &= (\lambda + \mu)(a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n) \\ &= (\lambda + \mu)a_0 + (\lambda + \mu)a_1x + \cdots + (\lambda + \mu)a_nx^n \\ &= \lambda a_0 + \mu a_0 + \lambda a_1x + \mu a_1x + \cdots + \lambda a_nx^n + \mu a_nx^n \\ &= \lambda(a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n) + \mu(a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n) \\ &= \lambda p(x) + \mu p(x). \end{aligned}$$

$$(8) \forall p_1(x), p_2(x) \in \mathbf{F}[x]_{n+1}, \lambda \in \mathbf{R} \text{ 有}$$

$$\begin{aligned} \lambda(p_1(x) + p_2(x)) &= \lambda((a_{10} + a_{11}x + \cdots + a_{1n}x^n) + (a_{20} + a_{21}x + \cdots + a_{2n}x^n)) \\ &= \lambda((a_{10} + a_{20}) + (a_{11} + a_{21})x + \cdots + (a_{1n} + a_{2n})x^n) \\ &= \lambda(a_{10} + a_{20}) + \lambda(a_{11} + a_{21})x + \cdots + \lambda(a_{1n} + a_{2n})x^n \\ &= \lambda(a_{10} + a_{11}x + \cdots + a_{1n}x^n) + \lambda(a_{20} + a_{21}x + \cdots + a_{2n}x^n) \\ &= \lambda p_1(x) + \lambda p_2(x). \end{aligned}$$

但是对

$$\mathbf{F}[x]_{n+1} = \{a_0 + a_1x + \cdots + a_nx^n \mid a_i \in \mathbf{F}, a_i \neq 0\}$$

不构成线性空间，其原因在于我们无法找到一个零元 $p_0(x)$ 满足 $p(x) + p_0(x) = p_0(x) + p(x) = p(x)$.

2. 同理我们应当对八条性质逐条验证，但我们在第一讲以及说明了全体复数构成一个域，因此 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 自动满足线性空间的所有条件，此处不再赘述. 除此之外， $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 的加法运算与实数无关（回顾线性空间定义，实数只用来参与数乘运算），因此加法阿贝尔群事实上与 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 一致，都是群 $\langle \mathbf{C} : + \rangle$ ，此处也不再验证. 因此这里只验证 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 数乘运算是否满足线性空间定义的要求：

$$(1) \exists 1 \in \mathbf{R}, \forall \alpha = a + bi \in \mathbf{C}, a, b \in \mathbf{R}, 1 \cdot \alpha = 1 \cdot (a + bi) = a + bi = \alpha.$$

$$(2) \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, \alpha = a + bi \in \mathbf{C}, a, b \in \mathbf{R},$$

$$\lambda(\mu\alpha) = \lambda(\mu(a + bi)) = \lambda(\mu a + \mu bi) = \lambda\mu a + \lambda\mu bi = (\lambda\mu)(a + bi) = (\lambda\mu)\alpha.$$

$$(3) \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, \alpha = a + bi \in \mathbf{C}, a, b \in \mathbf{R},$$

$$\begin{aligned} (\lambda + \mu)\alpha &= (\lambda a + \lambda bi) + (\mu a + \mu bi) \\ &= \lambda(a + bi) + \mu(a + bi) = \lambda\alpha + \mu\alpha. \end{aligned}$$

$$(4) \forall \lambda \in \mathbf{R}, \alpha_1 = a_1 + b_1i, \alpha_2 = a_2 + b_2i \in \mathbf{C}, a_i, b_i \in \mathbf{R}, i = 1, 2,$$

$$\begin{aligned} \lambda(\alpha_1 + \alpha_2) &= \lambda((a_1 + b_1i) + (a_2 + b_2i)) = \lambda((a_1 + a_2) + (b_1 + b_2)i) \\ &= \lambda(a_1 + a_2) + \lambda(b_1 + b_2)i = (\lambda a_1 + \lambda b_1i) + (\lambda a_2 + \lambda b_2i) \\ &= \lambda(a_1 + b_1i) + \lambda(a_2 + b_2i) = \lambda\alpha_1 + \lambda\alpha_2. \end{aligned}$$

所以 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 和 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 均构成线性空间.

3. 这里定义的“加法”和“数乘”与一般的不同，不过也只需要验证八条性质就行.

$$(1) \quad \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n), \beta = (b_1, b_2, \dots, b_n), \gamma = (c_1, c_2, \dots, c_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} (\alpha \oplus \beta) \oplus \gamma &= ((a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus (b_1, b_2, \dots, b_n)) \oplus (c_1, c_2, \dots, c_n) \\ &= (a_1 b_1, a_2 b_2, \dots, a_n b_n) \oplus (c_1, c_2, \dots, c_n) \\ &= (a_1 b_1 c_1, a_2 b_2 c_2, \dots, a_n b_n c_n) \\ &= (a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus (b_1 c_1, b_2 c_2, \dots, b_n c_n) \\ &= (a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus ((b_1, b_2, \dots, b_n) \oplus (c_1, c_2, \dots, c_n)) \\ &= \alpha \oplus (\beta \oplus \gamma) \end{aligned}$$

$$(2) \quad \exists e = (1, 1, \dots, 1) \in V, \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} e \oplus \alpha &= (1, 1, \dots, 1) \oplus (a_1, a_2, \dots, a_n) = (a_1, a_2, \dots, a_n) = \alpha \\ &= (a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus (1, 1, \dots, 1) = \alpha \oplus e. \end{aligned}$$

$$(3) \quad \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in V, \exists \beta = \left(\frac{1}{a_1}, \frac{1}{a_2}, \dots, \frac{1}{a_n}\right), \alpha \oplus \beta = \beta \oplus \alpha = e.$$

$$(4) \quad \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n), \beta = (b_1, b_2, \dots, b_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} \alpha \oplus \beta &= (a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus (b_1, b_2, \dots, b_n) = (a_1 b_1, a_2 b_2, \dots, a_n b_n) \\ &= (b_1 a_1, b_2 a_2, \dots, b_n a_n) = (b_1, b_2, \dots, b_n) \oplus (a_1, a_2, \dots, a_n) = \beta \oplus \alpha. \end{aligned}$$

$$(5) \quad \exists \lambda = 1 \in \mathbf{R}, \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in V,$$

$$\lambda \circ \alpha = (a_1^\lambda, a_2^\lambda, \dots, a_n^\lambda) = (a_1, a_2, \dots, a_n) = \alpha.$$

$$(6) \quad \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} \lambda \circ (\mu \circ \alpha) &= \lambda \circ (\mu \circ (a_1, a_2, \dots, a_n)) = \lambda \circ (a_1^\mu, a_2^\mu, \dots, a_n^\mu) \\ &= (a_1^{\lambda\mu}, a_2^{\lambda\mu}, \dots, a_n^{\lambda\mu}) = (\lambda\mu) \circ \alpha. \end{aligned}$$

$$(7) \quad \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, \forall \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} (\lambda + \mu) \circ \alpha &= (\lambda + \mu) \circ (a_1, a_2, \dots, a_n) = (a_1^{\lambda+\mu}, a_2^{\lambda+\mu}, \dots, a_n^{\lambda+\mu}) \\ &= (a_1^\lambda a_1^\mu, a_2^\lambda a_2^\mu, \dots, a_n^\lambda a_n^\mu) = (a_1^\lambda, a_2^\lambda, \dots, a_n^\lambda) \oplus (a_1^\mu, a_2^\mu, \dots, a_n^\mu) \\ &= (\lambda \circ (a_1, a_2, \dots, a_n)) \oplus (\mu \circ (a_1, a_2, \dots, a_n)) \\ &= (\lambda \circ \alpha) \oplus (\mu \circ \alpha). \end{aligned}$$

$$(8) \quad \forall \lambda \in \mathbf{R}, \alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n), \beta = (b_1, b_2, \dots, b_n) \in V,$$

$$\begin{aligned} \lambda \circ (\alpha \oplus \beta) &= \lambda \circ ((a_1, a_2, \dots, a_n) \oplus (b_1, b_2, \dots, b_n)) \\ &= \lambda \circ (a_1 b_1, a_2 b_2, \dots, a_n b_n) = ((a_1 b_1)^\lambda, (a_2 b_2)^\lambda, \dots, (a_n b_n)^\lambda) \\ &= (a_1^\lambda b_1^\lambda, a_2^\lambda b_2^\lambda, \dots, a_n^\lambda b_n^\lambda) = (a_1^\lambda, a_2^\lambda, \dots, a_n^\lambda) \oplus (b_1^\lambda, b_2^\lambda, \dots, b_n^\lambda) \\ &= (\lambda \circ (a_1, a_2, \dots, a_n)) \oplus (\lambda \circ (b_1, b_2, \dots, b_n)) \\ &= (\lambda \circ \alpha) \oplus (\lambda \circ \beta). \end{aligned}$$

所以 V 构成在此“加法”和“数乘”下的线性空间.

4. 这题主要注意需要验证封闭的性质是什么就可以了.

$$(1) \quad \forall f, g, h \in V,$$

$$\begin{aligned} ((f \oplus g) \oplus h)(x) &= (f \oplus g)(x) + h(x) \\ &= (f(x) + g(x)) + h(x) = f(x) + (g(x) + h(x)) \\ &= f(x) + (g \oplus h)(x) = (f \oplus (g \oplus h))(x). \end{aligned}$$

$$(2) \quad \exists e(x) = 0, \forall x \in \mathbf{R}, e(-x) = 0 = \overline{e(x)}, \forall f \in V,$$

$$(f \oplus e)(x) = f(x) + e(x) = f(x) = e(x) + f(x) = (e \oplus f)(x).$$

$$(3) \quad \forall f \in V, \exists g \in V, g(x) := -f(x), \forall x \in \mathbf{R},$$

$$\begin{aligned} g(-x) &= -f(-x) = -\overline{f(x)} = \overline{g(x)} \\ (f \oplus g)(x) &= f(x) + g(x) = 0 = e(x) = g(x) + f(x) = (g \oplus f)(x). \end{aligned}$$

$$(4) \quad \forall f, g \in V, (f \oplus g)(x) = f(x) + g(x) = g(x) + f(x) = (g \oplus f)(x).$$

$$(5) \quad \exists \lambda = 1 \in \mathbf{R}, \forall f \in V, (\lambda \circ f)(x) = \lambda f(x) = f(x).$$

$$(6) \quad \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, f \in V,$$

$$(\lambda \circ (\mu \circ f))(x) = \lambda((\mu \circ f)(x)) = \lambda(\mu f(x)) = (\lambda \mu) f(x) = ((\lambda \mu) \circ f)(x).$$

$$(7) \quad \forall \lambda, \mu \in \mathbf{R}, f \in V,$$

$$\begin{aligned} ((\lambda + \mu) \circ f)(x) &= (\lambda + \mu) f(x) = \lambda f(x) + \mu f(x) \\ &= (\lambda \circ f)(x) + (\mu \circ f)(x) = ((\lambda \circ f) \oplus (\mu \circ f))(x). \end{aligned}$$

$$(8) \quad \forall \lambda \in \mathbf{R}, f, g \in V,$$

$$\begin{aligned} (\lambda \circ (f \oplus g))(x) &= \lambda((f \oplus g)(x)) = \lambda(f(x) + g(x)) = \lambda f(x) + \lambda g(x) \\ &= (\lambda \circ f)(x) + (\lambda \circ g)(x) = ((\lambda \circ f) \oplus (\lambda \circ g))(x). \end{aligned}$$

所以 V 构成在此“加法”和“数乘”下的线性空间.

在上例以及习题中我们可以看到很多特殊的线性空间，它们集合中的元素不一定是数或向量，运算也不一定是熟知的数的运算和向量的数乘，对这些空间我们需要学会熟练判断，从而加深对“在集合上定义运算”的理解.

2.2 线性子空间

我们首先介绍线性子空间的定义：

定义 2.1 线性子空间

设 W 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的非空子集，如果 W 对 V 中的运算也构成域 \mathbf{F} 上的线性空间，则称 W 是 V 的**线性子空间**（简称**子空间**）.

请注意定义中的非空子集，建议验证子空间时先验证非空. 接下来自然的问题便是，什么时候 V 的子集 W 对 V 中的运算也构成域 \mathbf{F} 上的线性空间？事实上这一条件是惊人地简单与美观的：

定理 2.1

线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的非空子集 W 为 V 的子空间的充分必要条件是 W 对于 $V(\mathbf{F})$ 的线性运算封闭.

综上表明只要子空间非空且其中的元素满足对原空间的加法和数乘运算封闭即可构成原空间的子空间. 这一定理的证明也非常简单，必要性显然（构成线性空间必须满足运算封闭），充分性我们只需要作如下思考：

1. 结合律、分配律运算律是一定不变的，例如我们回顾加法结合律的定义 $a + (b + c) = (a + b) + c$, $\forall a, b, c \in V$, 由于这一性质对于任意 V 中元素成立，则若 $a, b, c \in W \subseteq V$ 也必有这一性质成立（更通俗而言就是子集 W 中的元素也是 V 中的，因此必然受 V 中运算性质的限制）；
2. 我们根据上面的原则对 8 条性质一一验证，发现加法单位元和逆元仍不能保证存在，因为这不仅与运算法则相关，更与集合中元素的存在相关——取子集可能使得加法

单位元和逆元被拿掉. 但在定理要求的数乘封闭性下这是不可能的: 由于 \mathbf{F} 是数域, 因此所有有理数都是其子集, 因此 $0, -1 \in \mathbf{F}$. $\forall \alpha \in V$, 我们由于数乘封闭性可知, $0 \cdot \alpha = 0 \in W$, $(-1) \cdot \alpha = -\alpha \in W$, 因此 W 中也有加法单位元和逆元.

证明具体书写见教材 62–63 页. 下面我们来看两个常见的例子体会子空间的判别方法:

例 2.3

回答下列关于子空间的判定问题:

1. 说明 $\mathbf{R}[x]_2$ 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 的子空间;
2. 判断 $W_1 = \left\{ (x, y, z) \mid \frac{x}{3} = \frac{y}{2} = z \right\}$, $W_2 = \{(x, y, z) \mid x+y+z=1, x-y+z=1\}$ 是否为 \mathbf{R}^3 的子空间;
3. (线性方程组的解) 试说明齐次线性方程组 $AX=0$ 的解集是线性空间 \mathbf{F}^n 的一个子空间, 但非齐次线性方程组的解不再构成线性空间 (因为加法运算不封闭, 具体见教材 P62 的 2.2 节开头的例子以及 P86 习题 3(3)).

解

1. 只需证明 $\mathbf{R}[x]_2 \subseteq \mathbf{R}[x]_3$, 以及 $\mathbf{R}[x]_2$ 对 $\mathbf{R}[x]_3$ 中的加法和数乘封闭即可.

$\forall v \in \mathbf{R}[x]_2$, 可被写作 $v = a + bx$, $a, b \in \mathbf{R}$. 又有 $\mathbf{R}[x]_3 = \{a + bx + cx^2, a, b, c \in \mathbf{R}\}$, 取 $c = 0$, 有 $v = a + bx \in \mathbf{R}[x]_3$, 因此 $\mathbf{R}[x]_2 \subseteq \mathbf{R}[x]_3$.

对于 $\mathbf{R}[x]_3$ 中的加法和数乘:

$$mv_1 + nv_2 = m(a_1 + b_1x) + n(a_2 + b_2x) = (ma_1 + na_2) + (mb_1 + nb_2)x \in \mathbf{R}[x]_3$$

所以 $\mathbf{R}[x]_2$ 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 的子空间.

2. 对 W_1 : 引入参数 t ,

$$W_1 = \left\{ (3t, 2t, t) \mid \frac{x}{3} = \frac{y}{2} = z = t \right\}$$

对于 $\forall v_1, v_2 \in W_1, v_1 = (3t_1, 2t_1, t_1), v_2 = (3t_2, 2t_2, t_2)$, 有

$$\begin{aligned} av_1 + bv_2 &= (3at_1 + 3bt_2, 2at_1 + 2bt_2, at_1 + bt_2) \\ &= (3(at_1 + bt_2), 2(at_1 + bt_2), at_1 + bt_2) \in W_1 \end{aligned}$$

故 W_1 封闭, 是 \mathbf{R}^3 的子空间.

对 W_2 : 有反例. 取 $u_1 = (1, 0, 0), u_2 = (0, 0, 1) \in W_2$, 但 $W_1 + W_2 = (1, 0, 1)$ 不满足 $x + y + z = 1$, 故 W_2 不封闭, 不是 \mathbf{R}^3 的子空间.

3. 设齐次线性方程组 $AX = 0$ 的解构成的集合是 W_1 , $\forall X_1, X_2 \in W_1$, 有 $AX_1 = AX_2 = 0$, 所以 $\forall a, b \in \mathbf{F}$,

$$A(aX_1 + bX_2) = A(aX_1) + A(bX_2) = aAX_1 + bAX_2 = 0$$

故 W_1 封闭, 是 \mathbf{F}^n 的子空间.

设非齐次线性方程组 $AX = \beta$, $\beta \in \mathbf{F}^m$, $\beta \neq 0$ 的解构成的集合是 $W_2, \forall X_1, X_2 \in W_2$, 有 $AX_1 = AX_2 = \beta$, 所以 $A(X_1 + X_2) = AX_1 + AX_2 = 2\beta \neq \beta$. 故 W_2 不封闭, 不是 \mathbf{F}^n 的子空间.

上例中 2 表明过原点的直线/平面构成三维空间的子空间, 不过原点的无法保持线性性. 事实上 2 和 3 在表述同一个问题, 2 从几何角度描述了 3 中齐次/非齐次线性方程组的解集. 事实上, 在定义了子空间后, 如果一个线性空间的子集也构成线性空间, 我们就可以对其进行同样的研究. 这一想法在我们后续的内容中十分重要, 现在需要大家先熟知子空间的定义和判别.

最后我们需要注意一个名词的定义. 线性空间有两个子空间称为平凡子空间, 即仅含零元的子集 $\{0\}$ 和其自身 V . 而其它子空间称为非平凡子空间.

2.3 线性表示 线性扩张

在高中平面向量的学习中我们知道, 两个单位向量 $(0, 1)$ 和 $(1, 0)$ 可以表示出整个平面的所有向量, 高中我们也称这样的向量为平面向量的基底. 接下来我们将二维平面扩展至任意线性空间, 同样讨论有关于“表示”、“基底”的问题.

我们首先来看线性组合和线性表示的概念:

定义 2.2

设 $V(\mathbf{F})$ 是一个线性空间, $\alpha_i \in V$, $\lambda_i \in \mathbf{F}$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 则向量 $\alpha = \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \dots + \lambda_m\alpha_m$ 称为向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 在域 \mathbf{F} 的线性组合, 或说 α 在域 \mathbf{F} 上可用向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性表示.

这和我们高中所学的用向量的基底表示其他向量是完全一致的. 基于此, 我们给出线性扩张的定义:

定义 2.3 线性扩张

设 S 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的非空子集, 我们称

$$\text{span}(S) = \{\lambda_1\alpha_1 + \cdots + \lambda_k\alpha_k \mid \lambda_1, \dots, \lambda_k \in \mathbf{F}, \alpha_1, \dots, \alpha_k \in S, k \in \mathbf{N}_+\}$$

为 S 的**线性扩张**, 即 S 中所有有限子集在域 \mathbf{F} 上的一切线性组合组成的 $V(\mathbf{F})$ 的子集.

注意, span 参考的是《线性代数应该这样学》的记号, 《大学数学——代数与几何》中使用 L 表示线性扩张. 考虑到本讲义记号统一性, 我们采用更加常用并且不会与之后其它定义的记号冲突的 span .

下面的定理告诉我们可以通过线性扩张构造子空间:

定理 2.2

线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的非空子集 S 的线性扩张 $\text{span}(S)$ 是 V 中包含 S 的最小子空间.

仍然利用平面向量进行直观的理解, 平面 (也显然在平面向量加法和数乘下构成线性空间) \mathbf{R}^2 可以由向量 $(1, 0)$ 和 $(0, 1)$ 扩张而成. 由这一定理的结果我们可以将一个向量组的线性扩张称为向量组的张成空间. 这一定理的证明思想非常重要, 因此在此给出:

证明

1. 首先我们证明 $\text{span}(S)$ 是 V 的子空间.

(1) $\text{span}(S)$ 非空: 由于 S 非空, 且 $S \subseteq \text{span}(S)$ 显然成立: 取 $\lambda = 1, \forall s \in S, \lambda s = s \in \text{span}(S)$. 因此 $\text{span}(S)$ 非空;

(2) 设 $\alpha, \beta \in \text{span}(S)$, 则存在 $\lambda_1, \dots, \lambda_k \in \mathbf{F}, \alpha_1, \dots, \alpha_k \in S, \mu_1, \dots, \mu_l \in \mathbf{F}, \beta_1, \dots, \beta_l \in S$, 使得

$$\alpha = \lambda_1\alpha_1 + \cdots + \lambda_k\alpha_k$$

$$\beta = \mu_1\beta_1 + \cdots + \mu_l\beta_l$$

因此我们可以得到 $\text{span}(S)$

i. 关于加法封闭: $\alpha + \beta = \lambda_1\alpha_1 + \cdots + \lambda_k\alpha_k + \mu_1\beta_1 + \cdots + \mu_l\beta_l \in \text{span}(S)$;

ii. 关于数乘封闭: $\lambda\alpha = \lambda\lambda_1\alpha_1 + \cdots + \lambda\lambda_k\alpha_k \in \text{span}(S)$ (数域关于乘法运算封闭, 故 $\lambda\lambda_i \in \mathbf{F}, i = 1, \dots, k$).

综上, $\text{span}(S)$ 是 V 的子空间;

2. 接下来我们证明 $\text{span}(S)$ 是包含 S 的最小子空间. 设 W 是 V 的任一子空间, 我们只需证明 $\text{span}(S) \subseteq W$.

事实上, 类似于前面 $S \subseteq \text{span}(S)$ 的证明我们有 $S \subseteq W$, 故 S 中元素都在 W 中. 且由 **定理 2.1** 可知子空间中元素一定关于加法、数乘封闭, 因此 $\forall \alpha = \lambda_1 \alpha_1 + \cdots + \lambda_k \alpha_k \in \text{span}(S)$. 由于 $\alpha_1, \dots, \alpha_k \in S \subseteq W$, $\lambda_1, \dots, \lambda_k \in \mathbf{F}$, 因此 $\alpha \in W$, 从而 $\text{span}(S) \subseteq W$, 由此得证.

□

上述证明的重要性在于, 我们在这一个证明中练习了子集的证明方法、子空间的充要条件以及对于“最小”问题证明的一般方法. 希望读者能掌握其中的每一个思想与技巧. 此外, 这一定理有很强的直观性, 因为线性扩张实际上就是将子集中的元素进行无穷次重复的线性组合, 将有可能经过线性运算获得的向量都生成了, 因此线性扩张的结果一定保障了线性运算的封闭.

最后我们再说明有限维线性空间和无限维线性空间的定义, 本课程研究的内容都在有限维线性空间, 如果少数时间拓展至无限维空间我们会给出说明:

定义 2.4

$V(\mathbf{F})$ 称为有限维线性空间, 如果 V 中存在一个有限子集 S 使得 $\text{span}(S) = V$, 反之称为无限维线性空间.

例 2.4

证明: $\mathbf{R}[x]_3$ 是有限维线性空间, $\mathbf{R}[x]$ 是无限维线性空间.

证明

1. 显然 $\mathbf{R}[x]_3$ 的有限子集 $S = \{1, x, x^2\}$ 可以张成 $\mathbf{R}[x]_3$, 因此 $\mathbf{R}[x]_3$ 是有限维线性空间;
2. 对于 $\mathbf{R}[x]$, 我们只需证明其任意有限子集都无法张成其本身. 我们取其任意有限子集, 则其中多项式元素的次数一定有最大值, 我们记为 m , 那么 x^{m+1} 以及更高次数的无法被表示, 因此 $\mathbf{R}[x]$ 是无限维线性空间.

□

内容总结

本讲我们追随着第一讲最末尾关于线性方程组为什么无解、有唯一解或无穷解的问题, 展开我们对线性方程组一般理论的讨论. 我们首先通过一个例子引入我们为什么要研究线

性空间——因为我们需要了解向量之间的关联，从直觉上这与线性方程组解的情况是有关的。我们给出了线性空间的定义——其核心仍然是在集合上定义满足一定条件的运算，事实上就是对我们高中就熟知的向量加法数乘规则的抽象，然后我们讨论了基于这一公理化的定义我们可以得到的性质。我们介绍了线性空间的子空间的定义与判别方法，引入了线性表示、线性扩张的概念并说明了我们如何通过线性扩张得到子空间——这一定理蕴含着所谓“闭包”的思想，我们将在未来讨论仿射子集时再次见到，实际上是非常符合几何直观的。

事实上，这一讲的内容是比较抽象的，因为线性空间的定义实际上就是将我们熟知的向量加法数乘运算抽象出来，从而适用于所有有类似结构的集合，因此读者在学习时可能会自动带入一些高中平面向量的直观，然后发现显然的问题不用证，复杂的问题摸不着头脑，但读者应当在未竟专题一中训练了基于定义和公理的数学证明思想，我们也尽力给出大量经典的例子，将推导过程写得非常详细，所以整体而言思路应当是清晰易懂的。

习题

1520 年以来，全世界只有 85 个机构存活至今，其中 50 家是大学。大学依靠梦想、希望生存下去——这就是大学的历史。

——美国哥伦比亚大学校长 L · C · 柏林格

A 组

1. 检验下列集合对指定的加法和数乘运算是否构成实数域上的线性空间。

(1) 有理数集 \mathbf{Q} 对普通的数的加法和乘法；

(2) 集合 \mathbf{R}^2 对通常的向量加法和如下定义的数量乘法： $\lambda \cdot (x, y) = (\lambda x, y)$ ；

(3) \mathbf{R}_+^n （即 n 元正实数向量）对如下定义的加法和数乘运算：

$$(a_1, \dots, a_n) + (b_1, \dots, b_n) = (a_1 b_1, \dots, a_n b_n)$$

$$\lambda \cdot (a_1, \dots, a_n) = (a_1^\lambda, \dots, a_n^\lambda)$$

(4) 请继续完成教材 P86 第二章习题第 1 题第 (9)–(11) 问关于函数的加法数乘定义线性空间的问题。

2. 请完成教材 P86–87 第二章习题第 3 题。第 (5) 问平常问题较多，实际上就是要判断满足一定条件的多项式是否构成子空间。

B 组

1. 证明：已知线性空间 $V(\mathbf{F})$ ， $\lambda, \lambda_1, \dots, \lambda_r \in \mathbf{F}$ ， $\beta, \alpha_1, \dots, \alpha_r \in V$ ，有 $\lambda\beta + \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \dots + \lambda_r\alpha_r = \mathbf{0}$ 在 $\lambda \neq 0$ 时的解为 $\beta = -\lambda^{-1}\lambda_1\alpha_1 - \lambda^{-1}\lambda_2\alpha_2 - \dots - \lambda^{-1}\lambda_r\alpha_r$ 。

2. 设 V 是一个线性空间, W 是 V 的子集, 证明: W 是 V 的子空间 $\iff \text{span}(W) = W$.

C 组

1. 设 \mathbf{E} 是域 \mathbf{F} 的一个子域.
- (1) 证明: \mathbf{F} 关于自身的加法和乘法构成一个 \mathbf{E} 上的向量空间, 并举一例;
 - (2) 举例说明: \mathbf{E} ($\mathbf{E} \neq \mathbf{F}$) 不是 \mathbf{F} 上的线性空间;
 - (3) 证明: 若 V 是 \mathbf{F} 上的一个线性空间, 则 V 也是 \mathbf{E} 上的一个线性空间.

有限维线性空间

在第二讲开头的例 2.1 中，我们讨论了齐次线性方程组解的个数与方程组系数矩阵行向量间没有可互相消去的关系之间的联系。本节我们将这种“可互相消去的关系”进行形式化定义。另一方面，在第二讲最后探讨线性扩张的概念时，一个很自然的问题便是：一个有限维线性空间最少可以由多少个向量线性扩张而来？循此路径，我们将在本讲探寻线性空间的最基本的结构属性。

3.1 线性相关性

3.1.1 线性相关性的定义

本节我们将形式化定义在引言中我们提到的“可相互消去的关系”——线性相关性，同时这一定义也可以解决引言中提到的关于有限维线性空间至少需要多少个向量张成的问题。

定义 3.1 线性相关性

设 $V(\mathbf{F})$ 是一个线性空间， $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m \in V$ ，若存在不全为 0 的 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m \in \mathbf{F}$ ，使得

$$\lambda_1 \alpha_1 + \lambda_2 \alpha_2 + \dots + \lambda_m \alpha_m = 0$$

成立，则称 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ **线性相关**，否则称**线性无关**（即系数只能为 0）。

很显然，例 2.1 中的方程组 1 系数矩阵的三个行向量 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 满足 $\alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_3 = 0$ ，因此满足线性相关的定义，方程组 2 的系数矩阵三个行向量 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 的线性组合则只有 $0 \cdot \beta_1 + 0 \cdot \beta_2 + 0 \cdot \beta_3$ 等于 0，因此符合线性无关的定义。

事实上, 直接由定义我们还可以导出以下关于零向量的结论:

1. 线性空间中单个向量 α 线性相关的充要条件是 α 为零向量;
2. 任何含零向量的向量组都线性相关.

需要注意的是, 很多时候线性相关和线性无关的证明就是基于定义, 请务必牢牢掌握. 我们先来看几个基本的例子:

例 3.1

- (1) 判断 \mathbf{R}^3 中向量 $(1, 1, 0), (0, 1, 1), (1, 0, -1)$ 的线性相关性;
- (2) 判断 \mathbf{R}^3 中向量 $(1, -3, 1), (-1, 2, -2), (1, 1, 3)$ 的线性相关性;
- (3) 判断 $\mathbf{R}[x]_3$ 中 $p_1(x) = 1 + x, p_2(x) = 1 - x, p_3(x) = x + x^2$ 的线性相关性;
- (4) 判断连续函数全体构成的线性空间中 $1, \sin^2 x, \cos^2 x$ 的线性相关性;
- (5) 判断连续函数全体构成的线性空间中 $1, 2^x, 2^{-x}$ 的线性相关性.

解

1. 根据定义, 应求解方程

$$\lambda_1(1, 1, 0) + \lambda_2(0, 1, 1) + \lambda_3(1, 0, -1) = 0,$$

即

$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_3 = 0 \\ \lambda_1 + \lambda_2 = 0 \\ \lambda_2 - \lambda_3 = 0 \end{cases}$$

解得基础解系 $k(1, -1, -1)^T$, 所以存在非零解, 向量组线性相关.

2. 求解方程

$$\lambda_1(1, -3, 1) + \lambda_2(-1, 2, -2) + \lambda_3(1, 1, 3) = 0,$$

即

$$\begin{cases} \lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3 = 0 \\ -3\lambda_1 + 2\lambda_2 + \lambda_3 = 0 \\ \lambda_1 - 2\lambda_2 + 3\lambda_3 = 0 \end{cases}$$

解得 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 此向量组线性无关.

3. 求解方程

$$\begin{aligned}\lambda_1 p_1(x) + \lambda_2 p_2(x) + \lambda_3 p_3(x) &= 0 \\ (\lambda_1 + \lambda_2) + (\lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3)x + \lambda_3 x^2 &= 0\end{aligned}$$

所以需要求解方程组

$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2 = 0 \\ \lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3 = 0 \\ \lambda_3 = 0 \end{cases}$$

解得 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 此向量组线性无关.

4. 易知 $-1 + \sin^2 x + \cos^2 x = 0$, 对应系数为 $-1, 1, 1$, 不全为零, 所以此向量组线性相关.

5. 求解方程

$$\lambda_1 + \lambda_2 \cdot 2^{-x} + \lambda_3 \cdot 2^x = 0$$

很明显会发现仅凭此方程是难以求解的, 方程数目不足. 注意到此方程应该对于任意的 x 均成立, 所以取 $x = 0, x = 1, x = -1$, 得到方程组

$$\begin{cases} \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 0 \\ \lambda_1 + \frac{1}{2}\lambda_2 + 2\lambda_3 = 0 \\ \lambda_1 + 2\lambda_2 + \frac{1}{2}\lambda_3 = 0 \end{cases}$$

解得 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 此向量组线性无关.

注意上述 (3) 到 (5) 题为不能代入特殊的 x 值来说明, 例如 (3) 令 $x = 0$ 得到线性相关的做法是错误的, 因为 (3) 中线性空间就是多项式构成的线性空间, 其中的元素就是多项式, 不能代入值. 注意 (5) 是特殊题型, 需要构造更多的方程来求解这一问题.

3.1.2 线性相关性的定理

实际上, 除了定义之外, 线性相关性还有大量的等价描述. 我们将在本节介绍常见的等价描述, 它们是理解线性空间结构等后续内容的基础, 因此希望读者对以下结论及其证明十分熟练并且要有深刻的理解. 我们的主线思路是从不同方面理解线性相关性:

1. 从线性组合看 (定义)

向量组线性相关 \iff 它们有系数不全为 0 的线性组合等于零向量;

向量组线性无关 \iff 它们只有系数全为 0 的线性组合才会等于零向量.

2. 从线性表示看 (教材定理 2.3)

定理 3.1

线性空间 $V(\mathbf{F})$ 中的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ ($m \geq 2$) 线性相关的充分必要条件是 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 中有一个向量可由其余向量在域 \mathbf{F} 上线性表示.

这一定理等价描述为, 向量组线性无关的充分必要条件是其中的向量无法互相表示. 这是显然的, 因为向量组能互相表示利用定义可以轻松写出非零系数的线性表示. 总结一下即为:

向量组线性相关 \iff 其中至少有一个向量可以由其余向量线性表示;

向量组线性无关 \iff 其中每一个向量都不能由其余向量线性表示.

3. 从齐次线性方程组看 (教材 P66 例 3, 实际上这一点与定义十分类似)

列向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关 \iff 齐次线性方程组 $x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2 + \dots + x_m\alpha_m = 0$ 有非零解;

列向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关 \iff 齐次线性方程组 $x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2 + \dots + x_m\alpha_m = 0$ 只有零解.

4. 从向量组与它的部分组的关系看 (教材 P67 例 6)

如果向量组的一个部分组线性相关, 那么整个向量组也线性相关;

如果向量组线性无关, 那么它的任何一个部分组也线性无关.

5. 从向量组线性表示一个向量的方式看 (教材定理 2.4)

定理 3.2

若向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 而向量组 $\beta, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 则 β 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性表示, 且表示法唯一.

这一定理证明十分经典, 特别是唯一性的证明需要掌握, 因此此处我们给出证明:

证明

由于向量组 $\beta, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 故存在不全为 0 的 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_m$ 使得

$$\lambda_0\beta + \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \dots + \lambda_m\alpha_m = 0, \quad (3.1)$$

其中 λ_0 必不为 0, 因为如果将 $\lambda_0 = 0$ 代入式 3.1, 则由于向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 必有 $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_m = 0$, 与 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_m$ 不全为 0 的假设矛盾.

因此我们有

$$\beta = -\frac{\lambda_1}{\lambda_0}\alpha_1 - \frac{\lambda_2}{\lambda_0}\alpha_2 - \cdots - \frac{\lambda_m}{\lambda_0}\alpha_m.$$

由此我们知道 β 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性表示. 接下来我们证明表示方式的唯一性. 假设有两种表示方法:

$$\beta = \mu_1\alpha_1 + \mu_2\alpha_2 + \cdots + \mu_m\alpha_m,$$

$$\beta = \nu_1\alpha_1 + \nu_2\alpha_2 + \cdots + \nu_m\alpha_m.$$

两式相减可得

$$0 = (\mu_1 - \nu_1)\alpha_1 + (\mu_2 - \nu_2)\alpha_2 + \cdots + (\mu_m - \nu_m)\alpha_m.$$

由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 因此 $\mu_i - \nu_i = 0$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 即 $\mu_i = \nu_i$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 因此表示方式唯一. \square

事实上关于这一定理我们有一个直接的推论

推论 3.1

若向量组外另一向量可由这一组向量线性表示, 则

- (1) 向量组线性无关 \iff 表示方式唯一;
- (2) 向量组线性相关 \iff 表示方式有无穷多种.

推论的证明非常简单, 此处考虑到读者可能处于初学阶段, 给出证明范例:

证明

我们设向量组为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$, 向量组外的向量为 β . 对于 (1), 向量组线性无关 \implies 表示方式唯一就是 [定理 3.2](#) 的直接结论, 因此我们只需考虑表示方式唯一 \implies 向量组线性无关. 利用反证法, 假设向量组线性相关, 则存在不全为 0 的 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 使得

$$0 = \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_m\alpha_m. \quad (3.2)$$

由于 β 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性表示, 因此存在 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m$ 使得

$$\beta = \mu_1\alpha_1 + \mu_2\alpha_2 + \cdots + \mu_m\alpha_m. \quad (3.3)$$

事实上, 我们只需将 [式 3.2](#) 两边乘以任意的 $k \in \mathbf{F}$ (\mathbf{F} 为向量组所在线性空间定

义的数域), 然后加到式 3.3 的两边即可得到

$$\beta = (\mu_1 + k\lambda_1)\alpha_1 + (\mu_2 + k\lambda_2)\alpha_2 + \cdots + (\mu_m + k\lambda_m)\alpha_m.$$

因此表示方式不唯一 (且有无穷多种), 与假设矛盾, 因此向量组线性无关. 事实上这一证明也将 (2) 中向量组线性无关 \implies 表示方式有无穷多种证明给出, (2) 的另一边同样用反证法可以回到 (1) 的证明, 由此推论得证. \square

3.2 基与维数

3.2.1 引入: 向量组的秩与极大线性无关组

在上一节中我们介绍了很基本的线性无关的等价表述, 现在我们回到我们的主线, 即我们希望解决有限维线性空间至少需要多少个向量张成的问题, 接下来的讨论将逐步逼近问题的答案.

引理 3.1

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 则有 $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ 使得:

1. $\alpha_j \in \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{j-1})$;
2. 从 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 中删去向量 α_j , 剩余向量张成空间仍等于 $\text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$.

可能大家看见 1 的记号可能又有些许陌生了, 但只需简单回顾线性扩张的定义, 我们知道证明 1 就是证明 α_j 可以被 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{j-1}$ 线性表示. 这一结论初看和定理 3.2 很类似, 但细看发现不太一样: 我们要求必须有一个向量可以由排列在它前面的向量线性表示, 而非被其余所有向量线性表示. 因此这一结论并不平凡, 证明的过程中也有一个技巧, 我们给出证明供读者参考学习:

证明

由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 因此存在不全为 0 的 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 使得

$$\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_m\alpha_m = 0.$$

设 j 是 $1, 2, \dots, m$ 中使得 $\lambda_j \neq 0$ 的最大者, 则有

$$\alpha_j = -\frac{\lambda_1}{\lambda_j}\alpha_1 - \frac{\lambda_2}{\lambda_j}\alpha_2 - \cdots - \frac{\lambda_{j-1}}{\lambda_j}\alpha_{j-1}. \quad (3.4)$$

因此 α_j 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{j-1}$ 线性表示, 即 $\alpha_j \in \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{j-1})$, 故 1 得证.

接下来我们证明 2. 首先 $\text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_{j-1}, \alpha_{j+1}, \dots, \alpha_m) \subseteq \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$ 是显然的, 因为任意被 $\alpha_1, \dots, \alpha_{j-1}, \alpha_{j+1}, \dots, \alpha_m$ 线性表示的向量实际上也是被

$$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$$

线性表示了, 只是 α_j 前的系数恒为 0.

然后证明另一边包含关系, 即

$$\text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m) \subseteq \text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_{j-1}, \alpha_{j+1}, \dots, \alpha_m).$$

任取 $\beta \in \text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_m)$, 则存在 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m$ 使得

$$\beta = \mu_1 \alpha_1 + \mu_2 \alpha_2 + \dots + \mu_m \alpha_m.$$

将 α_j 用式 3.4 表示, 代入上式可得任意 $\text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ 中的向量都可以由

$$\alpha_1, \dots, \alpha_{j-1}, \alpha_{j+1}, \dots, \alpha_m$$

线性表示, 因此 $\beta \in \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{j-1}, \alpha_{j+1}, \dots, \alpha_m)$, 故引理得证. \square

事实上 1 中证明最核心的步骤就是取 j 是 $1, 2, \dots, m$ 中使得 $\lambda_j \neq 0$ 的最大者, 这一最大者是一定存在的, 因为首先存在 $\lambda_i \neq 0$, 其次 $\lambda_i \neq 0$ 的个数是有限的, 因此一定存在最大者. 这一证明的技巧十分重要, 通俗的记忆方法为“从右往左检查, 找到第一个不为 0 的系数 (即最大的不为 0 的系数)”. 我们给出一个推论, 推论的证明思想就是如此, 我们放在习题中供读者练习:

推论 3.2

$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关 (其中 $\alpha_1 \neq 0$) 的充要条件是存在一个向量 α_i ($1 < i \leq m$) 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{i-1}$ 线性表示, 且表示法唯一.

事实上这一推论也可以作为线性无关的等价表述之一.

接下来我们继续我们的主线思路, 事实上引理 3.1 的 2 给我们了一个很重要的启示, 即对于线性相关的向量组, 我们丢弃其中某些 (可以被其他向量线性表示) 的向量后, 张成的空间是不变的. 因此我们可以重复丢弃这样的向量, 并仍然保持张成空间不变. 一个自然的问题是, 这样丢弃的操作直到什么时候停止呢?

事实上答案也是非常自然的, 即我们最后一次从向量组中丢弃向量 (并保证张成的空间不变) 后, 剩余的向量组恰好线性无关时即可停止丢弃. 原因非常简单, 因为如果这最后一次不丢弃, 则根据引理 3.1 我们一定还能选出一个向量, 使得丢弃这一向量后仍能保持张成

空间不变. 但一旦丢弃向量后向量组线性无关, 这时一定不能继续丢弃, 例如这时剩余的线性无关向量组为 β_1, \dots, β_m , 这时丢弃其中任意一个 β_i , $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 则原向量组张成的空间中, 至少 β_i 无法被剩余向量组线性表示 (否则 β_i 可以被 $\beta_1, \dots, \beta_{i-1}, \beta_{i+1}, \dots, \beta_m$ 线性表示, 则 β_1, \dots, β_m 必线性相关), 因此我们一定不能继续丢弃.

在上述过程中我们可以引入两个重要的概念, 即向量组的秩和极大线性无关组:

定义 3.2

设向量组 $S = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ 张成的线性空间为 V , 若存在 S 的一个线性无关向量组 $B = \{\alpha_{k1}, \alpha_{k2}, \dots, \alpha_{kr}\}$, 使得 $V = \text{span}(B)$, 则称 B 为 S 的一个**极大线性无关组**, 并称极大线性无关组的长度 $r = r(S)$ 为 S 的**秩**.

定义中“极大”一词我们只需简单思考前述过程即可明白其含义, 因为我们要求丢弃后的向量组一旦线性无关就要停止继续丢弃向量, 因此这一剩余向量组的长度一定是所有线性无关向量组中最大的.

要注意的是, 极大线性无关组在本讲义、教材甚至其它教材 (如丘维声老师的《高等代数》) 中的定义都有所不同, 实际上不同的版本只是为了顺应不同讲解思路而提出的, 本质上并无区别, 相信读者在完全理解本节内容后能认识到这一点.

由此我们关于有限维线性空间至少需要多少个向量张成的问题有了初步的解答, 即如果我们已知这一线性空间是可以由某一向量组张成的, 那么这一向量组的秩 (即极大线性无关组的长度) 就是张成空间需要的最少向量个数. 可能初看这一段话, 其中出现的“极大”和“最小”容易导致思维的混乱, 但我们可以用一句话清晰地总结: 极大线性无关组的长度就是张成空间需要的最少向量个数 (如果仍然混乱, 我们可以回忆丢弃向量的过程: 我们不断丢弃向量得到“最小”的仍然满足张成空间不变的向量组, 而这一向量组必须是所有线性无关向量组中最长的, 因为向量组丢到线性无关后不能再丢了).

3.2.2 向量组的性质

事实上, 我们会有一个自然的疑问, 即极大线性无关组的长度是否唯一? 我们在丢弃向量的时候, 如果向量的排序不同, 我们丢弃的次序也可能不同, 因此我们最终得到的极大线性无关组是有可能不同的. 但长度不同表明向量组的秩不唯一, 这样向量组的秩就失去了很多研究价值——数学喜欢唯一确定的, 例如数学分析中表达式的极限不唯一我们会称其极限不存在; 又例如定积分的值如果可以是不唯一的, 那么我们一定会重新思考积分的定义, 否则面积、体积甚至物理中的很多问题都会产生意义不明的多解.

因此我们需要尝试证明极大线性无关组的长度是唯一的, 我们从下面这一非常重要的定理开始:

定理 3.3

设 $V(\mathbf{F})$ 中向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 的每个向量可由另一向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性表示. 若 $s > r$, 则 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 线性相关.

这一定理的等价 (逆否) 命题为, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 线性无关则必有 $s \leq r$.

这一定理可通俗概括为: 多的向量组可以被少的向量组线性表示, 多的一定线性相关. 反过来说, 线性无关的向量只能被等长或更长的向量组线性表示. 定理的证明思想上非常简单, 但写起来可能有些许复杂, 我们给出证明:

证明

设 $\beta_j = \sum_{i=1}^r \lambda_{ij} \alpha_i$, $\lambda_{ij} \in \mathbf{F}$, $j = 1, 2, \dots, s$. 由线性相关的定义, 再设

$$x_1 \beta_1 + x_2 \beta_2 + \dots + x_s \beta_s = 0,$$

即

$$\sum_{j=1}^s x_j \beta_j = \sum_{j=1}^s x_j \left(\sum_{i=1}^r \lambda_{ij} \alpha_i \right) = \sum_{i=1}^r \left(\sum_{j=1}^s \lambda_{ij} x_j \right) \alpha_i = 0$$

注意到若 α_i 前的系数均取 0, 则此方程必然成立, 而我们也没必要去求出所有解, 只需要通解即可, 所以有

$$\sum_{j=1}^s \lambda_{ij} x_j = 0, i = 1, \dots, r$$

此为关于 x_1, x_2, \dots, x_s 的齐次线性方程组, 其方程个数 r 小于未知数数量 s , 因此此方程组必然有非零解, 即存在不全为零的 x_1, x_2, \dots, x_s 使式子成立, 故 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 线性相关. \square

事实上, **定理 3.3** 因其重要性又被称为源泉定理, 因为我们可以基于此得到大量的推论, 下面我们将给出几个简单的作为代表, 习题中会出现更为复杂的应用:

例 3.2

证明以下定理 3.3 的推论:

- (1) 若向量组 B_1 可以被向量组 B_2 线性表示, 则有 $r(B_1) \leq r(B_2)$;
- (2) 设 B_1 和 B_2 是两个线性无关向量组, 若 B_1 可以被 B_2 线性表示, B_2 也可以被 B_1 线性表示, 则 B_1 和 B_2 长度相等.

证明

1. B_1 可被其极大线性无关组 A_1 表示, B_2 可被其极大线性无关组 A_2 表示, 所以原条件等价于 A_1 可以被 A_2 线性表示. 而由极大线性无关组的定义, A_1, A_2 中的向量个数分别是 $r(B_1), r(B_2)$, 根据定理 3.3, 有 $r(B_1) \leq r(B_2)$.
2. 因为 B_1, B_2 可以互相表示, 所以 $r(B_1) \leq r(B_2), r(B_2) \leq r(B_1)$, 所以 $r(B_1) = r(B_2)$. 又极大线性无关组的秩就是其向量个数, 所以 B_1, B_2 长度相等.

□

事实上, 例 3.2 (2) 中两个向量组 B_1 和 B_2 可以互相表示也可以称 B_1 和 B_2 等价. 这里的等价和定义 1.6 中描述的等价关系一致, 即向量组等价同样满足自反性、对称性和传递性, 即

1. 自反性: 任意向量组 B 本身总是与自己等价, 即向量组本身可以由本身表示;
2. 对称性: 设向量组 B_1 等价于向量组 B_2 , 则向量组 B_2 等价于向量组 B_1 , 因为它们可以相互表示;
3. 传递性: 设向量组 B_1 等价于向量组 B_2 , 向量组 B_2 等价于向量组 B_3 , 则向量组 B_1 等价于向量组 B_3 . 因为 B_1 和 B_2 可以相互表示, B_2 和 B_3 可以相互表示就有 B_1 和 B_3 可以相互表示.

三个条件的成立是显然的, 我们不再赘述, 接下来我们基于等价向量组的定义给出定理 3.3 的进一步结论, 直至证明向量组的秩唯一:

推论 3.3

关于等价的向量组, 我们有如下结论:

1. 向量组与其极大线性无关组等价;
2. 向量组的任意两个极大线性无关组等价;
3. 向量组的任意两个极大线性无关组长度相等, 即向量组的秩唯一.

证明

1. 依据极大线性无关组的定义, 并且注意到极大线性无关组是原向量组的子集即可;
2. 设向量组 B 的任意两个极大线性无关组为 A_1, A_2 , 由定义得 B 可被 A_1 表示, 也可被 A_2 表示, 而 $A_1 \subseteq B, A_2 \subseteq B$, 所以 A_1, A_2 可以相互表示;

3. 由上知向量组的任意两个极大线性无关组是等价的, 结合例 3.2 (2) 即可得到二者长度相等, 由向量组的秩的定义可知其唯一.

□

由此我们证明了向量组的秩是唯一的, 因此这一定义对我们将来的研究非常友好.

3.2.3 基与维数

在前几小节中, 我们讨论了这一问题: 给定向量组 B , 我们能否选出一个长度最小的向量组 B_1 使其张成的空间与 B 能张成的空间相同. 接下来我们讨论更一般化的情形, 即我们不给定向量组 B , 直接讨论能张成一个线性空间的线性无关向量组.

定义 3.3

若线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的有限子集 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 线性无关, 且 $\text{span}(B) = V$, 则称 B 为 V 的一组基, 并称 n 为 V 的维数, 记作 $\dim V = n$.

关于基与维数的定义, 我们有以下几点需要强调:

1. 我们有一个自然的问题: 有限维线性空间是否一定有基, 若是, 则上述定义的基和维数对所有有限维线性空间都是存在的. 事实上结论是显然的. 根据定义, 有限维线性空间 V 一定能被其某一有限子集 S 张成, 我们根据求取极大线性无关组的算法取出 S 的极大线性无关组 B , 则 B 一定是 V 的基.
2. 由 1 我们发现, 基的存在依赖于极大线性无关组的存在, 二者只是在定义上有差别: 极大线性无关组是一个向量组的最短等价向量组, 而基是张成线性空间的最短向量组. 但二者本质统一, 实际上极大线性无关组就是它能张成的线性空间的一组基, 其长度 (向量组的秩) 也就是线性空间的维数.
3. 有限维线性空间的基不一定唯一, 但它们的长度必定唯一 (即维数唯一). 这一推导和向量组的秩唯一完全一致. 我们可以假设有限维线性空间 V 有两组基 B_1 和 B_2 , 根据基的定义 (即它们可以张成 V , 也就是可以表示出 V 中的所有向量). 因此 B_1 中的每一个向量都可以由 B_2 线性表示, 反之亦然, 因此 B_1 和 B_2 等价, 由此我们可以得到 B_1 和 B_2 的长度相等, 即因此有限维线性空间维数唯一.
4. 我们还需要提及一个概念: 自然基. 例如三维空间的自然基为 $\mathbf{e}_1 = (1, 0, 0), \mathbf{e}_2 = (0, 1, 0), \mathbf{e}_3 = (0, 0, 1)$. n 维空间也有类似的推广 (即 n 个只有一位为 1 其余全为 0 的向量. 此后若没有特殊说明, \mathbf{e}_i 就表示 \mathbf{R}^n 第 i 位为 1, 其余位置为 0 的自然基). 对于多项式我们则将 $1, x, x^2, \dots$ 称为自然基, 矩阵、函数等构成的线性空间也有相关的常用的基.

5. 基与维数的意义可以由这个性质反映出来：对一 n 维线性空间 V 而言，其中的任意 $n+1$ 个向量必然线性相关，而其中的任意 $n-1$ 个向量必然无法张成空间 V ，这也是定理 3.3 的直接推论。

事实上，定义出基和维数之后我们对线性空间的研究方式就更明朗了：我们从开始的令人眼花缭乱的 8 条运算性质，利用这些线性运算的特点导出线性扩张与子空间的关联，然后经过线性相关性的讨论最终得到线性空间的本质结构实际上就是可以由基经过一系列线性运算扩张而来，因此我们对线性空间的研究很多时候只需要研究其基和维数即可，由此我们的抽象上升一层，即我们不需要观察线性空间中无限个向量，事实上只需要研究有限个向量的性质即可对整个线性空间有较为全面的了解。实际上这一思想与之后我们得到矩阵等讨论是密切相关的，因此在我们整个向着对线性方程组解的结构的路径中也称得上是一块关键的里程碑。

我们经常会遇到验证线性空间的基的问题（求解基的题目最后往往也需要验证你写出的向量组确实是基），我们主要有如下两个角度：

1. 根据定义，我们只需验证基的两个条件：线性无关和张成空间。线性无关利用定义即可，张成空间则需要验证任意向量都可以由基线性表示。
2. 若我们能确认线性空间 V 的维数 $\dim V$ ，那么我们只需找到 $\dim V$ 个线性无关的向量即可，因为它们必然是 V 的基。这一结论的证明是容易的，在下面的例题中我们给出一个更一般的结论的证明供读者参考。

例 3.3

在 n 维线性空间 V 中， n 个向量 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 线性无关的充要条件是它们可以线性表示出 V 中的任意向量。

证明

充分性：因为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 可以线性表示出 V 中的任意向量，所以 V 的一组基 β_1, \dots, β_n 也能由 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 表示。而由基的性质， $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 又能被 β_1, \dots, β_n 表示，所以这两个向量组等价， $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 的秩就是 n ，所以 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 线性无关。

必要性：由 5 可知， $\forall \beta \in V, \alpha_1, \dots, \alpha_n, \beta$ 必线性相关，又 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 由定理 3.2 可知， β 可以被 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 唯一表示，因此 V 中的任意向量都可以被 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 线性表示。□

除此之外，我们也在给出一一些求解或验证线性空间的基和维数的基本例题，在习题以及后续章节中会有更多的例子。

例 3.4

证明：线性空间 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 维数为 1，不同于线性空间 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 维数为 2.

证明

对于线性空间 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 中的任一向量 $a + bi$ ，其总可以被向量 $\alpha = 1$ 表示，数乘系数为 $\lambda = a + bi$ ，所以 $\mathbf{C}(\mathbf{C})$ 维数为 1；对于线性空间 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ ，向量组 $\alpha = 1, \beta = i$ 线性无关，且任一向量 $u = a + bi = a \cdot \alpha + b \cdot \beta$ ，可被 α, β 表示，所以 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 维数为 2. \square

例 3.5

证明： $1, (x-5)^2, (x-5)^3$ 是 $\mathbf{R}[x]_4$ 的子空间 U 的一组基，其中 U 定义为

$$U = \{p \in \mathbf{R}[x]_4 \mid p'(5) = 0\}.$$

证明

易知 $1, (x-5)^2, (x-5)^3$ 线性无关，且这三个向量都属于子空间 U ，下证 U 的维数是 3.

设 $p = a + bx + cx^2 + dx^3 \in U$. 因为 $p'(5) = 0$ ，即 $b + 10c + 75d = 0$ ，所以将 b 代入后有 $p = a + c \cdot (-10x + x^2) + d \cdot (-75x + x^3)$ ，因此 U 中任意向量可被 $1, -10x + x^2, -75x + x^3$ 表示，所以 U 的维数是 3，进而由基的性质可知 $1, (x-5)^2, (x-5)^3$ 是 U 的一组基. \square

我们在后续讨论中经常会涉及子空间和原空间之间的关联，特别是它们的基之间的关联，下面这一定理能很好地满足我们的需求：

定理 3.4

如果 W 是 n 维线性空间 V 的一个子空间，则 W 的基可以扩充为 V 的基.

这一定理的应用非常广泛，事实上笔者认为这一定理结论重要性高于证明，因此不在此给出证明，对证明感兴趣的读者可以参看教材 70 页.

实际上还有关于向量组的秩、基与维数有关的很多结论，事实上都可以由前述的定理推导而来，很多结论事实上都非常自然，我们将习题中展示. 考虑到本讲概念、定理内容多而杂. 我们在本讲最后也会给出一个思维导图，读者可以参考.

3.2.4 极大线性无关组的求法

我们在前述讲解中实际上已经给出一个求解极大线性无关组的方法，即不断丢弃线性相关的向量，最后一次从向量组中丢弃向量（并保证张成的空间不变）后，剩余的向量组恰好线性无关时即可停止丢弃。但这一方法适用于证明极大线性无关组一定存在，如果考试中要求取极大线性无关组我们应当考虑教材 71 页给出的“通用而简便”的方法。事实上教材中给出的方法以及解释已经非常细致，我们只总结其关键步骤，读者可以参考教材中进行细致的学习。

引理 3.2 极大线性无关组的求法

我们将题目给定的向量按列排成矩阵，然后将矩阵作初等变换化成阶梯矩阵，找到主元所在的列，提取出原矩阵对应列的向量即可。

注意极大线性无关组是不唯一的，但上面给出了一个程式化的方法。实际上如果能一眼看出结果的也不必如此麻烦（当然题目直接要求极大线性无关组还是应当写具体过程的）。

例 3.6

求向量组

$$\{\alpha_1 = (1, -1, 2, 4), \alpha_2 = (0, 3, 1, 2), \alpha_3 = (3, 0, 7, 14), \alpha_4 = (1, -1, 2, 0), \alpha_5 = (2, 1, 5, 6)\}$$

的极大线性无关组和秩。

解

将向量排列成矩阵得

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 1 & 2 \\ -1 & 3 & 0 & -1 & 1 \\ 2 & 1 & 7 & 2 & 5 \\ 4 & 2 & 14 & 0 & 6 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{初等行变换}} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

由此可知向量组秩为 3，并分别提取出含有对应不重复主元的 3 个向量。如 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_4$ ，即为极大线性无关组。

学会求解极大线性无关组后，我们还能解决一个重要的问题，就是如何扩张一个线性无关向量组成为线性空间的一组基。之前我们只说明了这样的扩张是存在的，但具体如何取到并没有给出。虽然在未来实际应用中我们大部分时候可能只需要扩充一两个向量就行，

很多时候我们随手取或者依靠之后的行列式等工具就很好解决. 但实践中我们发现很多同学在教材没给出固定算法的情况下完全无法接受“随手取”这样的描述, 因此在此笔者还是给出一种虽然暴力但一定有效的算法.

设线性空间 V 维数为 n , 我们已有的线性无关向量组为 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s\}$, $s < n$. 我们的目标是将这个向量组扩充为 V 的一组基 $B' = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \alpha_{s+1}, \dots, \alpha_n\}$, 我们的算法如下:

1. 首先, 如果 V 不是 \mathbf{F}^n 空间, 我们取 B 在 V 的任意一组基下的坐标 (如果有自然基最好取自然基方便计算);
2. 任取 V 的一组基 $B_0 = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$, 这组基和前面取的是否一致无所谓 (看了后面的例子就明白了). 我们得到了一个新的向量组 $B_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$;
3. 求 B_1 的极大线性无关组即可, 特别注意最后选向量的时候不能把 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 扔掉了, 只能扔后面的向量, 因为我们求的是从 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 扩充来的一组基;
4. 最后将我们上面得到的坐标结合第一步取的 V 的基得到由 B 扩充而来的一组基.

例 3.7

设 $V = \mathbf{R}[x]_4$, 我们已有向量组 $B = \{1+x, x^3+x^2+3x\}$, 请将其扩充为 V 的一组基.

解

按讲义中的方法, 取定 $\mathbf{R}[x]_4$ 的自然基, 给出 B 中向量的坐标

$$\alpha_1 = (1, 1, 0, 0), \alpha_2 = (0, 3, 1, 1).$$

再取一组基

$$\beta_1 = (1, 0, 0, 0), \beta_2 = (0, 1, 0, 0), \beta_3 = (0, 0, 1, 0), \beta_4 = (0, 0, 0, 1).$$

将这 6 个向量排列成矩阵, 求解极大线性无关组.

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 3 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{初等行变换}} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

则可取 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_3$ 作为 V 的一组基, 即 $\{1+x, 3x+x^2+x^3, 1, x^2\}$.

3.3 向量的坐标

坐标的概念实际上我们已经熟悉,例如高中所学的平面向量的坐标表示就是向量在二维平面的基 $(1, 0), (0, 1)$ 下的坐标表示. 我们现在将这个概念拓展到更一般的线性空间:

定义 3.4

设 $B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是 n 维线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的一组基, 如果 V 中元素 α 表示为 $\alpha = a_1\beta_1 + a_2\beta_2 + \dots + a_n\beta_n$, 则其系数组 a_1, a_2, \dots, a_n 称为 α 在基 B 下的坐标, 记为 $\alpha_B = (a_1, a_2, \dots, a_n)$.

例 3.8

分别求 $p(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2$ 在基 $B_1 = \{1, x, x^2\}$ 和 $B_2 = \{1, x-1, (x-1)^2\}$ 下的坐标.

解

通过待定系数法解方程即可.

在 B_1 下: (a_0, a_1, a_2) . 在 B_2 下: $(a_0 + a_1 + a_2, a_1 + 2a_2, a_2)$.

关于向量的定义我们有以下几点需要强调:

1. 若向量 α 在基 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 下的坐标为 $\alpha_B = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 则我们也可以写为

$$\alpha = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

实际上我们在学习矩阵乘法后就会意识到这一记号是很自然的, 因为这样的表示就等价于

$$\alpha = a_1\beta_1 + a_2\beta_2 + \dots + a_n\beta_n,$$

但当前没有学习矩阵乘法, 因此我们只能将其视为一种记号.

2. 坐标与向量是一一对应的: 一个坐标可以确定唯一的向量, 一个向量在基下表示的系数也必然唯一 (因为基是线性无关的);

3. 坐标保持元素间的线性运算关系不变: $(\alpha + \beta)_B = \alpha_B + \beta_B$ 和 $(\lambda\alpha)_B = \lambda\alpha_B$ 成立, 例如 $\mathbf{R}[x]_3$ 中的向量 $\alpha = x^2 + 2x + 1$ 和 $\beta = 2x^2 + 3x + 1$, 则 $\alpha + \beta = 3x^2 + 5x + 2$, 对应于向量运算, 我们有 $(\alpha + \beta)_B = (3, 5, 2) = (1, 2, 0) + (2, 3, 2) = \alpha_B + \beta_B$.
4. 由以上两点我们可以知道: 我们对各种各样的 n 维线性空间的研究都可以首先通过坐标转化为 \mathbf{F}^n 中的元素进行研究, 例如

例 3.9

求 $\mathbf{R}[x]_4$ 中向量组 $\{p_1 = x^3 - x^2 + 2x + 4, p_2 = 3x^2 + x + 2, p_3 = 3x^3 + 7x + 14, p_4 = x^3 - x^2 + 2x, p_5 = 2x^3 + x^2 + 5x + 6\}$ 的极大线性无关组.

解

我们首先将所有多项式先转化为坐标, 然后就会发现和例 3.6 完全一致, 最后将坐标转回多项式即可.

事实上, 将任意的线性空间转化为 \mathbf{F}^n 研究的思想是非常重要的, 因为这可以带来进一步的抽象, 即我们甚至可以遮蔽线性空间基的特点, 只关注其维数进行研究, 这与此后线性空间的同构以及矩阵表示都有密不可分的联系. 事实上, 我们一直都在使用这一基本思想, 我们每次设线性空间有一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 时, 事实上我们只关注其维数 n 而遮蔽了基的特点: 它可以是向量, 可以是多项式, 可以是矩阵、函数等等, 但这些都不重要, 我们都可以这些元素视为几何空间 \mathbf{F}^n 中的向量, 获得更直观的理解, 从而可以忽视一些使我们理解困难的细节.

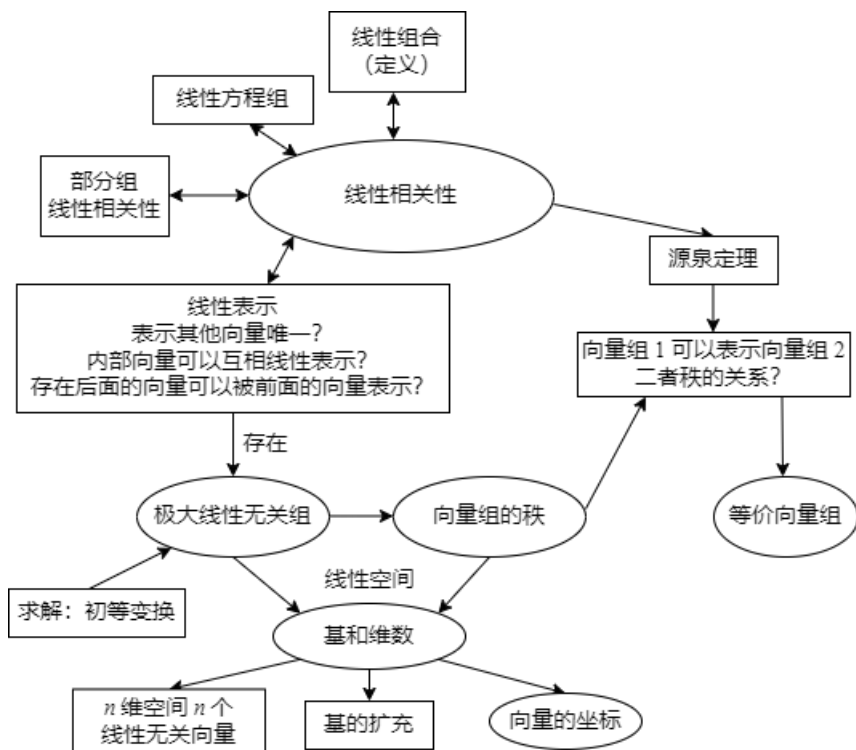
5. 容易验证 \mathbf{R}^n 中的向量在自然基下的坐标实际上就是向量本身, 例如 $(x, y, z) = xe_1 + ye_2 + ze_3$, 故在 \mathbf{R}^3 自然基下的坐标仍然为 (x, y, z) , 需要牢记, 有时可以加速解题.

内容总结

本节内容相对而言概念和定理非常多, 涉及的题型也很多, 因此我们在这里给出一个思维导图, 供读者捋顺思路 (读者也可以将其他看到过的, 例如习题中的命题进一步加入思维导图).

事实上, 与其他内容风格不一样的是, 本讲中很大一部分的定理我们都给出了证明, 一方面是为了提升阅读体验, 防止在初学时就被多个“显然”等词汇困惑, 另一方面也是希望读者能够从这些比较规范的证明中得到一些证明的技巧.

也许读到这里很多读者都会有些迷惑与焦急——为什么我们仿佛在学习很多看起来十分抽象而且似乎没什么实际应用的知识呢? 或许我们需要在这里给读者一个“定心丸”. 事实上, 我们在上一讲中定义的线性空间运算法则就是从一般向量加法数乘运算法则抽象而



来的最为抽象和基本的内容, 我们仅仅建立在这一基础上, 伴随着线性表示、线性扩张、线性相关等概念的提出, 导出了(有限维)线性空间都具有一种统一的本质结构描述——基和维数, 由此我们从抽象的运算规则走到了比较具体的结构. 在此基础上, 我们基本上将单个线性空间的研究完成, 之后我们将会讨论线性空间之间的关系——一方面可以定义线性空间之间的运算, 我们将在下一讲详细介绍, 另一方面可以建立两个线性空间之间的某种映射, 在关于这种映射的讨论中我们会发现线性空间的本质结构是维数, 甚至基之间的差异都可以完全被遮蔽(只需通过本讲介绍的坐标即可), 然后我们对线性空间的认识便可以从某种比较抽象的结构走向大家熟悉的一定长度的向量, 接下来便可以定义更为具象的矩阵. 这一路上我们实际上是从最为抽象的内容逐步定义概念, 说明定理, 走向具象的内容. 不同于一般线性代数从行列式、矩阵开始, 这样的思路一定能让读者对线性代数有更为深刻的认识.

习题

给我五个系数, 我讲画出一头大象; 给我六个系数, 大象将会摇动尾巴.

——柯西

A 组

1. 请先完成教材 P87-88 第二章习题第 10 题的判断題;

2. 证明: 如果向量组线性相关, 把每个向量去掉 m 个位置一致的分量, 得到的缩短组仍线性相关; 如果向量组线性无关, 把每个向量添加 m 个位置一致的分量, 得到的缩短组仍线性无关;
3. a 取何值时, $\beta_1 = (1, 3, 6, 2)^T, \beta_2 = (2, 1, 2, -1)^T, \beta_3 = (1, -1, a, -2)^T$ 线性无关?
4. 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in \mathbf{F}^n$. 证明: $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性无关的充要条件是 \mathbf{F}^n 中任一向量都可以由它们线性表示.
5. 设 $S_1 = \{\alpha_1, \dots, \alpha_s\}, S_2 = \{\beta_1, \dots, \beta_t\}$ 是向量空间 V 的两个线性无关的子集, 证明: $\alpha_1, \dots, \alpha_s, \beta_1, \dots, \beta_t$ 线性无关 $\iff \text{span}(S_1) \cap \text{span}(S_2) = \{0\}$.
6. 已知 $\alpha_1 = (1, 2, 4, 3), \alpha_2 = (1, -1, -6, 6), \alpha_3 = (-2, -1, 2, -9), \alpha_4 = (1, 1, -2, 7), \beta = (4, 2, 4, a)$.
 - (1) 求子空间 $\text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$ 的维数和一组基;
 - (2) 求 a 的值使得 $\beta \in W$, 并求 β 在 (1) 所选基下的坐标.
7. 证明: $B = \{1, x - a, (x - a)^2\}$ ($a \neq 0$) 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 的一组基, 并求 $\mathbf{R}[x]_3$ 的自然基 $\{1, x, x^2\}$ 中每个向量关于基 B 的坐标.
8. 已知向量组 $A = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}, B = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}, C = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_5\}$ 的秩分别为 $r(A) = r(B) = 3, r(C) = 4$. 证明: $\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_5 - \alpha_4\}$ 的秩为 4.
9. 设向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 的秩为 r . 在其中任取 m 个向量 $\alpha_{i_1}, \alpha_{i_2}, \dots, \alpha_{i_m}$, 证明: 向量组 $\alpha_{i_1}, \alpha_{i_2}, \dots, \alpha_{i_m}$ 的秩 $\geq r + m - s$.
10. 已知 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性无关, 而 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, \beta, \gamma$ 线性相关. 证明: 要么 β, γ 可以由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性表示, 要么 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, \beta$ 与 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, \gamma$ 等价.

B 组

1. 已知 $\alpha_1 \neq 0$, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性相关的充要条件是存在 i ($2 \leq i \leq n$) 使得 α_i 可由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{i-1}$ 线性表示, 且表示法唯一.
2. 证明以下两个结论:
 - (1) 设 U 和 W 都是 V 的非零子空间, 如果 $U \subseteq W$, 那么 $\dim U \leq \dim W$;
 - (2) 设 U 和 W 都是 V 的非零子空间, $U \subseteq W$, 且 $\dim U = \dim W$, 则 $U = W$.
3. 设向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性无关. 证明: 在向量组 $\beta, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 中至多有一个向量 α_i ($1 \leq i \leq r$) 可被其前面的 i 个向量 $\beta, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{i-1}$ 线性表示.
4. 证明: $1, e^{\lambda_1 \cdot x}, e^{\lambda_2 \cdot x}$ ($\lambda_1 \neq \lambda_2$ 且均不为 0) 线性无关.

5. 设线性空间 $V(\mathbf{F})$ 中, 向量 β 是 $\alpha_1, \dots, \alpha_r$ 的线性组合, 但不是 $\alpha_1, \dots, \alpha_{r-1}$ 的线性组合. 证明: $\text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_{r-1}, \alpha_r) = \text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_{r-1}, \beta)$.
6. 设 \mathbf{R}_+ 是所有正实数组成的集合, 加法和数乘定义如下:

$$\forall a, b \in \mathbf{R}_+, k \in \mathbf{R}: a \oplus b = ab, k \odot a = a^k$$

则 \mathbf{R}_+ 关于这一加法和数乘构成一个实线性空间. 求 \mathbf{R}_+ 的一组基.

C 组

1. 已知 m 个向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性相关, 但其中任意 $m-1$ 个都线性无关, 证明:
- (1) 若 $k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m = 0$, 则 k_1, \dots, k_m 全为 0 或全不为 0;
- (2) 若以下等式成立

$$k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m = 0$$

$$l_1\alpha_1 + \dots + l_m\alpha_m = 0$$

其中 $l_1 \neq 0$, 证明: $\frac{k_1}{l_1} = \dots = \frac{k_m}{l_m}$.

2. (替换定理) 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性无关, 且可以被 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 线性表示, 则可以将 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 中的 r 个向量替换成 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 后得到与 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 等价的新向量组 (注: 可以使用数学归纳法证明).
3. 设线性空间 $V = \mathbf{F}^n$. 证明:
- (1) 存在 V 的子空间 W , 使得 W 的任一非零向量的分量均不为 0;
- (2) 若 V 的子空间 W 的任一非零向量的分量均不为 0, 则 $\dim W = 1$;
- (3) 若 V 的子空间 W 的任一非零向量的零分量个数均不超过 r , 则 $\dim W \leq r+1$.

在前述章节中我们对（有限维）线性空间中的基本概念以及研究的基本问题进行了了解. 事实上, 很多时候我们还需要研究不同线性空间进行运算后得到的新集合的性质, 本节我们将详细展开讨论这一问题.

4.1 线性空间的交、并、和

定义 4.1

设 W_1, W_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两个子空间, 则

$$W_1 \cap W_2 = \{\alpha \mid \alpha \in W_1 \text{ 且 } \alpha \in W_2\}$$

$$W_1 \cup W_2 = \{\alpha \mid \alpha \in W_1 \text{ 或 } \alpha \in W_2\}$$

$$W_1 + W_2 = \{\alpha_1 + \alpha_2 \mid \alpha_1 \in W_1, \alpha_2 \in W_2\}$$

分别称为 W_1 和 W_2 的交、并、和.

交与并的定义实际上与集合交与并的定义类似, 而和的定义可能有些许反直觉. 我们可以通过一个例子来体会为什么要定义子空间的和.

例 4.1

在 \mathbf{R}^3 中, 我们设

$$\alpha_1 = (0, 0, 1), \alpha_2 = (0, 1, 0), \alpha_3 = (1, 0, 0).$$

令 \mathbf{R}^3 子空间 $W_1 = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$, $W_2 = \text{span}(\alpha_1, \alpha_3)$, 则 W_1 实际上是 yOz 平面, W_2 是 xOz 平面, 因此我们根据交与并的概念 (实际上就是集合取交集和并集) 得到 $W_1 \cap W_2 = \text{span}(\alpha_1)$ (即 z 坐标轴).

进一步考察并集, 事实上显然 $W_1 \cup W_2$ 得到的集合表示 xOz 和 yOz 平面上所有的点. 事实上我们发现, $W_1 \cup W_2$ 得到的集合关于向量加法、数乘运算并不封闭, 例如只需取 $\alpha_2 + \alpha_3 = (0, 1, 1)$ 就不在 $W_1 \cup W_2$ 中, 因此不再是 \mathbf{R}^3 的子空间.

接下来我们考察二者之和. 事实上 $W_1 + W_2 = \mathbf{R}^3$. 原因在于

1. $\forall \beta \in W_1 + W_2$, 由子空间和的定义可知有 $\beta = \beta_1 + \beta_2$, 其中 $\beta_1 \in W_1 \subseteq \mathbf{R}^3$, $\beta_2 \in W_2 \subseteq \mathbf{R}^3$, 由于 \mathbf{R}^3 是线性空间, 其中元素关于加法运算封闭, 因此 $\beta = \beta_1 + \beta_2 \in \mathbf{R}^3$, 即 $W_1 + W_2 \subseteq \mathbf{R}^3$;
2. \mathbf{R}^3 中任一向量 (x, y, z) 总能写成 $(x, y, z) = (0, y, z) + (x, 0, 0)$ 的形式, 其中 $(0, y, z)$ 在 W_1 中, $(x, 0, 0)$ 在 W_2 中, 因此根据子空间和的定义可知 $\mathbf{R}^3 \subseteq W_1 + W_2$ 成立.

综上, 我们得到 $W_1 + W_2 = \mathbf{R}^3$.

从上面证明 $W_1 + W_2 = \mathbf{R}^3$ 的过程中我们可以提炼出证明子空间的和等于某一空间的一般方法: 本质而言仍然是证明集合相等, 因此证明两边包含即可. 证明子空间的和属于某一空间是平凡的, 如上述证明的第一部分; 第二部分证明某一空间属于子空间和只需要将该空间中任意向量都可分解为各个子空间中向量的和即可.

事实上, 根据例 4.1 我们发现, 子空间 W_1 和 W_2 的交与和仍然是线性空间, 但是它们的并不是线性空间. 事实上, 我们可以证明如下定理:

定理 4.1

设 W_1, W_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两个子空间, 则

1. $W_1 \cap W_2$ 是 V 的子空间;
2. $W_1 + W_2$ 是 V 的子空间;
3. $W_1 \cup W_2$ 为 V 的子空间 $\iff W_1 \subseteq W_2$ 或 $W_2 \subseteq W_1 \iff W_1 \cup W_2 = W_1 + W_2$.

定理前两条的证明见教材 74 页, 第三条我们留作习题供读者练习, 因为在考试中有出现过. 前两条还可以进行推广, 即 V 的有限个子空间的交与和仍然是 V 的子空间.

除此之外, 这一定理也告诉我们为什么需要研究子空间的和而更少研究子空间的并: 因为子空间的和仍然是线性空间. 直观理解实际上就是和的定义中出现了两个子空间的向

量的加法，而构成子空间的核心就是运算封闭，因此这一定义为子空间的和仍构成子空间提供了保证，因此这一定义也是十分自然的。

4.2 覆盖定理

定理 4.2 覆盖定理

设 V_1, V_2, \dots, V_s 是线性空间 V 的 s 个非平凡子空间，证明： V 中至少存在一个向量不属于 V_1, V_2, \dots, V_s 中的任何一个，即 $V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_s \subsetneq V$ 。

覆盖定理表明任何一个线性空间都不能被自身有限个非平凡子空间通过并得到。初看可能有些不够自然，但我们可以从简单的几何意义获得直观的理解：有限条直线的并不可能是一个平面。下面我们利用数学归纳法进行证明。

证明

1. 当 $s = 2$ 时，由于 V_1, V_2 是非平凡子空间，因此 V 中存在 $\alpha \notin V_1$ 。若 $\alpha \notin V_2$ ，则结论已经成立。若 $\alpha \in V_2$ ，由 V_2 非平凡知存在 $\beta \notin V_2$ 。我们考虑 $\alpha + \beta$ 和 $2\alpha + \beta$ ，则必有这两个向量都不属于 V_2 （否则有 $\beta \in V_1$ ），并且这两个向量也不能同时属于 V_1 （否则两个向量相减等于 α 也属于 V_1 ，矛盾）。这就说明这两个向量中至少有一个既不在 V_1 中也不在 V_2 中，因此结论成立。
2. 对于 $s > 2$ ，假设命题对 $s-1$ 个子空间成立，即 V 中存在向量 $\alpha \notin V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_{s-1}$ 。若 $\alpha \notin V_s$ ，则结论成立。若 $\alpha \in V_s$ ，由 V_s 非平凡知存在 $\beta \notin V_s$ 。我们考虑 $\alpha + \beta, 2\alpha + \beta, \dots, s\alpha + \beta$ ，则与归纳基础中同样的原因，必有这 s 个向量都不属于 V_s ，且这 s 个向量中不可能存在两个向量同属于一个 V_i ($i = 1, 2, \dots, s-1$)，因此这 s 个向量中至少有一个不在 $V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_s$ 中，因此结论成立。

□

本质而言 $s > 2$ 的情况就是将 $s-1$ 个子空间的并视为一个整体，然后套用 $s = 2$ 的情况证明。若将这一定理的条件限制在 V 为有限维线性空间，我们也可以利用 Vandermonde 行列式的方法证明，详见例 13.8。事实上覆盖定理在习题中也有出现，例如教材 91–92 页第 8、9 题，都是覆盖定理的直接证明。我们下面再给出一个例子供读者应用覆盖定理：

例 4.2

V_1, V_2, \dots, V_s 是线性空间 V 的 s 个非平凡子空间，证明：存在 V 的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 都不在 V_1, V_2, \dots, V_s 中。

证明

由定理 4.2, V 中存在向量 $\alpha_1 \notin V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s$. 继续取 $\alpha_2 \notin V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s \cup \text{span}(\alpha_1)$, 则一定有 α_1, α_2 线性无关. 继续取 $\alpha_3 \notin V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s \cup \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$, 则一定有 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 线性无关. 以此类推, 最终得到一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 都不在 V_1, V_2, \dots, V_s 中. \square

4.3 维数公式

定理 4.3 维数公式

设 W_1, W_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两个子空间, 则

$$\dim W_1 + \dim W_2 = \dim(W_1 + W_2) + \dim(W_1 \cap W_2).$$

上式称为子空间的维数公式, 区别于下一专题中的线性映射基本定理的维数公式. 这一定理的证明思想非常重要, 因此此处我们给出证明.

证明

设 $\dim W_1 = s$, $\dim W_2 = t$, $\dim(W_1 \cap W_2) = r$. 设 $W_1 \cap W_2$ 的一组基为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$, 则可以扩充为 W_1 的一组基, 记为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r, \beta_1, \dots, \beta_{s-r}$; 也可以扩充为 W_2 的一组基, 记为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-r}$. 则我们有

$$W_1 + W_2 = \text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_r, \beta_1, \dots, \beta_{s-r}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-r})$$

(如果对这一步有疑问可以回顾例 4.1 中的证明). 由此, 我们要证 $\dim(W_1 + W_2) = s + t - r$, 只需证 $\alpha_1, \dots, \alpha_r, \beta_1, \dots, \beta_{s-r}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-r}$ 线性无关. 为此, 我们设

$$a_1\alpha_1 + \cdots + a_r\alpha_r + b_1\beta_1 + \cdots + b_{s-r}\beta_{s-r} + c_1\gamma_1 + \cdots + c_{t-r}\gamma_{t-r} = 0, \quad (4.1)$$

即

$$a_1\alpha_1 + \cdots + a_r\alpha_r + b_1\beta_1 + \cdots + b_{s-r}\beta_{s-r} = -c_1\gamma_1 - \cdots - c_{t-r}\gamma_{t-r}. \quad (4.2)$$

显然, 式 4.2 等号两端的向量分别属于 W_1 和 W_2 , 因此它们都属于 $W_1 \cap W_2$, 因此都可以被 $W_1 \cap W_2$ 的基线性表示, 即

$$-c_1\gamma_1 - \cdots - c_{t-r}\gamma_{t-r} = d_1\alpha_1 + \cdots + d_r\alpha_r,$$

即

$$c_1\gamma_1 + \cdots + c_{t-r}\gamma_{t-r} + d_1\alpha_1 + \cdots + d_r\alpha_r = 0. \quad (4.3)$$

由于 $\alpha_1, \dots, \alpha_r, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-r}$ 是 W_2 的基, 因此式 4.3 所有系数都为 0, 即 $c_1 = \cdots = c_{t-r} = d_1 = \cdots = d_r = 0$. 代入式 4.2 后, 由于 $\alpha_1, \dots, \alpha_r, \beta_1, \dots, \beta_{s-r}$ 是 W_1 的基, 因此可得 $a_1 = \cdots = a_r = b_1 = \cdots = b_{s-r} = 0$, 因此, 代入式 4.1 后可知 $\alpha_1, \dots, \alpha_r, \beta_1, \dots, \beta_{s-r}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-r}$ 必定线性无关 (因为根据前述证明所有系数只能为 0), 故得证. \square

总结而言, 这一定理证明用到的思想就是“设小扩大”. 我们设出最小空间 $V_1 \cap V_2$ 的基, 然后分别扩充为 V_1 和 V_2 的基, 然后观察要证明的等式和已知的联系, 然后利用式 4.2 构造等式两边属于不同空间的向量这一技巧即可. 下面是一个证明思想类似的例子, 需要用到矩阵的相关知识, 暂未学到的同学可以先略过本题:

例 4.3

已知 A, B 分别是数域 \mathbf{F} 上的 $s \times k$ 和 $k \times n$ 矩阵, X 是 $n \times 1$ 的列向量. 证明: 所有满足 $ABX = 0$ 的 BX 构成一个线性空间 V , 且 $\dim V = r(B) - r(AB)$.

证明

V 是线性空间只需要说明其中元素关于加法数乘封闭即可, 因为这样 V 就是 \mathbf{F}^k 的子空间. 这一证明非常基本, 我们在此略过.

记 $V_1 = \{X \mid BX = 0\}$, $V_2 = \{X \mid ABX = 0\}$, 则 $V_1 \subseteq V_2$, 因为 $\forall X \in V_1$, 有 $BX = 0$, 因此 $ABX = A0 = 0$, 即 $X \in V_2$, 因此 $V_1 \subseteq V_2$. 利用“设小扩大”的思想, 取 V_1 的一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_r$, 则可以扩充为 V_2 的一组基, 记为 $\alpha_1, \dots, \alpha_r, \alpha_{r+1}, \dots, \alpha_n$, 则 $r = n - r(B)$, $s = n - r(AB)$, 于是

$$\begin{aligned} V &= \{BX \mid ABX = 0\} \\ &= \text{span}(B\alpha_1, \dots, B\alpha_r, B\alpha_{r+1}, \dots, B\alpha_n) \\ &= \text{span}(B\alpha_{r+1}, \dots, B\alpha_n). \end{aligned}$$

下面证明 $B\alpha_{r+1}, \dots, B\alpha_n$ 线性无关. 为此, 设

$$c_{r+1}B\alpha_{r+1} + \cdots + c_nB\alpha_n = 0,$$

则

$$B(c_{r+1}\alpha_{r+1} + \cdots + c_n\alpha_n) = 0,$$

因此 $c_{r+1}\alpha_{r+1} + \cdots + c_n\alpha_n \in V_1$, 因此存在 c_1, \dots, c_r 使得

$$c_{r+1}\alpha_{r+1} + \cdots + c_n\alpha_n = c_1\alpha_1 + \cdots + c_r\alpha_r,$$

即

$$c_{r+1}\alpha_{r+1} + \cdots + c_n\alpha_n - c_1\alpha_1 - \cdots - c_r\alpha_r = 0.$$

由于 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 线性无关, 因此

$$c_{r+1} = \cdots = c_n = c_1 = c_2 = \cdots = c_r = 0,$$

因此 $B\alpha_{r+1}, \dots, B\alpha_n$ 线性无关, 因此 V 的维数为 $s - r = (n - r(AB)) - (n - r(B)) = r(B) - r(AB)$, 得证. \square

4.4 线性空间的直和

我们将来证明或者利用和空间时, 很多时候都是利用和空间定义进行向量分解. 我们特别重视分解唯一时的情形, 因为这对我们的研究很有帮助, 这时的和即为直和. 严谨而言, 我们有如下定义:

定义 4.2

设 W_1, W_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两个子空间. 若 $W_1 \cap W_2 = \{0\}$, 则 $W_1 + W_2$ 叫做 W_1 与 W_2 的**直和**, 记作 $W_1 \oplus W_2$. 此时称 W_1, W_2 为**互补子空间**, 或 W_1 是 W_2 的补空间, 或 W_2 是 W_1 的补空间.

直和有以下等价的命题, 我们证明或者利用直和都可以任意选择:

定理 4.4

对于子空间 W_1, W_2 , 下列命题等价:

1. $W_1 + W_2$ 是直和, 即 $W_1 \cap W_2 = \{0\}$;
2. $W_1 + W_2$ 中的每个向量 α 的分解式 $\alpha = \alpha_1 + \alpha_2$ ($\alpha_1 \in W_1, \alpha_2 \in W_2$) 唯一;
3. 零向量的分解式 $\mathbf{0} = \alpha_1 + \alpha_2$ ($\alpha_1 \in W_1, \alpha_2 \in W_2$) 仅当 $\alpha_1 = \alpha_2 = \mathbf{0}$ 时成立;
4. $\dim(W_1 + W_2) = \dim W_1 + \dim W_2$.

定理的证明是基本的, 可以参考教材 76 页. 在实际运用中我们要非常熟悉这些等价条件, 因为都可能使用到.

我们也可以定义有限个子空间的直和, 即 $V = W_1 \oplus W_2 \oplus \cdots \oplus W_n \iff W_i \cap \sum_{j \neq i} W_j = \{0\}$, 即每个子空间与其余子空间的和的交都是 $\{0\}$. 等价命题也是上述定理的推广, 例如唯一分解、 0 的分解以及维数公式推广, 此处不再赘述, 详见教材 76 页. 除此之外, 我们还有一个与多空间直和相关的定理:

定理 4.5

若 $V = V_1 \oplus V_2$, $V_1 = V_{11} \oplus \cdots \oplus V_{1s}$, $V_2 = V_{21} \oplus \cdots \oplus V_{2t}$, 则

$$V = V_{11} \oplus \cdots \oplus V_{1s} \oplus V_{21} \oplus \cdots \oplus V_{2t}$$

这一定理的证明是很简单的, 实际上利用零向量分解唯一即可.

在习题中我们证明直和一般有两种思路, 一种是先证和, 再证直和, 我们来看一个例子 (没有学到矩阵的可以先略过):

例 4.4

数域 \mathbf{F} 上所有 n 阶方阵组成的线性空间 $V = \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, V_1 表示所有对称矩阵组成的集合, V_2 表示所有反对称矩阵组成的集合. 证明: V_1, V_2 都是 V 的子空间, 且 $V = V_1 \oplus V_2$.

证明

首先证明和. 事实上, 对于任意矩阵 $A \in V$, 有

$$A = B + C, \quad B = \frac{1}{2}(A + A^T), \quad C = \frac{1}{2}(A - A^T),$$

其中 B 是对称矩阵, C 是反对称矩阵, 即 $B \in V_1$, $C \in V_2$, 因此 $V_1 + V_2 = V$ (因为 V 中任意元素都可以写成 V_1 和 V_2 元素和的形式, 根据和的定义可知成立).

下面证明直和. 我们有如下三种方法:

1. 利用零向量分解唯一: 设 O 是 n 阶零矩阵, 设 $O = B + C$, 其中 B 是对称矩阵, C 是反对称矩阵. 由于 B 是对称矩阵, 因此 $B^T = B$, 由于 C 是反对称矩阵, 因此 $C^T = -C$, 因此

$$O = O^T = (B + C)^T = B^T + C^T = B - C$$

解得 $B = C = O$, 因此零向量分解唯一, 故直和得证;

2. 利用 $V_1 \cap V_2 = \{0\}$: 设 $A \in V_1 \cap V_2$, 则 $A = A^T = -A$, 因此 $A = -A$, 即 $A = O$, 因此 $V_1 \cap V_2 = \{0\}$, 故直和得证;

3. 利用 $\dim V_1 + \dim V_2 = \dim V$: 这一方法较为复杂, 我们简单阐述思想. 设 E_{ij} 是第 i 行第 j 列元素为 1, 其余元素为 0 的矩阵, 则 V 的一组基为 E_{ij} , $i, j = 1, 2, \dots, n$, V_1 的一组基为 $E_{ij} + E_{ji}$, $i < j$ 和 E_{ii} , $i = 1, 2, \dots, n$, V_2 的一组基为 $E_{ij} - E_{ji}$, $i < j$, 则 $\dim V_1 = \frac{n(n-1)}{2}$, $\dim V_2 = \frac{n(n-1)}{2}$, 因此 $\dim V_1 + \dim V_2 = n^2$, 因此 $\dim V_1 + \dim V_2 = \dim V$, 故直和得证.

□

还有一种证明 $V = V_1 \oplus V_2$ 的方式是先令 $W = V_1 + V_2$, 先证明和为直和 (即交为 $\{0\}$) 再证 $W = V$ 即可, 下面是一个例子:

例 4.5

设 A 是数域 \mathbf{F} 上的一个 n 阶可逆方阵, A 的前 r 个行向量组成的矩阵为 B , 后 $n-r$ 个行向量组成的矩阵为 C , n 元线性方程组 $BX = 0$ 与 $CX = 0$ 的解空间分别为 V_1, V_2 . 证明: $\mathbf{F}^n = V_1 \oplus V_2$.

证明

先记 $W = V_1 + V_2$, 若 $\alpha \in V_1 \cap V_2$, 则 $B\alpha = C\alpha = 0$, 所以

$$A\alpha = \begin{pmatrix} B \\ C \end{pmatrix} \alpha = 0,$$

由于 A 可逆, 因此 $\alpha = 0$, 即 $V_1 \cap V_2 = \{0\}$, 因此 $V_1 + V_2$ 是直和, 因此只需证 $W = \mathbf{F}^n$ 即可. 事实上, 我们知道 $r(B) = r, r(C) = n - r$, 因此 $\dim V_1 = n - r$, $\dim V_2 = n - (n - r) = r$, 所以

$$\dim W = \dim V_1 + \dim V_2 = n - r + r = n = \dim \mathbf{F}^n,$$

又 $W = V_1 \oplus V_2 \subseteq \mathbf{F}^n$, 因此 $W = \mathbf{F}^n$, 故得证.

□

最后我们要提醒读者注意的是, 有限维线性空间的一个子空间的补空间并不唯一, 如下的例子:

例 4.6

在 \mathbf{R}^3 中, $W_1 = \text{span}(\alpha_1)$, 则其补空间根据直和的维数公式可知为 2, 记为 $W_2 = \text{span}(\alpha_2, \alpha_3)$. 实际上只需要 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 线性无关即可, 事实上这样的选择是有无穷种

的, 因为 W_1 本质表示一条直线, 故 W_2 是不包含 W_1 且不与 W_1 平行的平面即可, 这样 α_2, α_3 是 W_2 任意一组基都可以.

内容总结

本讲我们介绍了线性空间之间的三种运算——交、并、和. 和的概念初次见到可能有些许抽象, 但经过一些例子之后我们应当能理解为什么线性空间不同于普通集合, 更常用“和”这一运算. 关于并我们给出了一些构成线性空间的条件以及一个重要的覆盖定理, 读者了解即可. 关于交与和我们给出了一个维数公式, 它不仅结论非常重要, “设小扩大”的证明思想也是在未来非常常用的. 进一步地, 我们讨论了直和的概念以及它的等价条件, 以及证明直和的两种思路. 我们必须重视直和这一概念, 因为它在未来关于线性变换矩阵约化表示的讨论中起到重要的桥梁作用.

习题

When language has been well chosen, one is astonished to find that all demonstrations made for a known object apply immediately to many new objects: nothing requires to be changed, not even the terms, since then names have become the same.

——H. Poincaré

A 组

1. 设 $V = \{(a_1, a_2, a_3, a_4) \mid a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 0\}$, $W = \{(a_1, a_2, a_3, a_4) \mid a_1 - a_2 - a_3 + a_4 = 0, a_1 + a_2 + a_3 - a_4 = 0\}$.
 (1) 证明: V 和 W 为 \mathbf{R}^4 的子空间;
 (2) 分别求 $V \cap W$, $V + W$ 以及 W 的补空间的维数与一组基.
2. 设 $f_1 = -1 + x$, $f_2 = 1 - x^2$, $f_3 = 1 - x^3$, $g_1 = x - x^2$, $g_2 = x + x^3$, $V_1 = \text{span}(f_1, f_2, f_3)$, $V_2 = \text{span}(g_1, g_2)$, 求:
 (1) $V_1 + V_2$ 的基和维数;
 (2) $V_1 \cap V_2$ 的基和维数;
 (3) V_2 在 $\mathbf{R}[x]_4$ 空间的补.
3. 在数域 \mathbf{F} 上, 已知 V_1, V_2 分别为方程组 $x_1 + x_2 + \cdots + x_n = 0$ 与 $x_1 = x_2 = \cdots = x_n$ 的解空间. 证明: $\mathbf{F}^n = V_1 \oplus V_2$.

B 组

1. 已知 V_1 是线性方程组

$$\begin{cases} 3x_1 + 4x_2 - 5x_3 + 7x_4 = 0 \\ 4x_1 + 11x_2 - 13x_3 + 16x_4 = 0 \end{cases}$$

的解空间, V_2 是线性方程组

$$\begin{cases} 2x_1 - 3x_2 + 3x_3 - 2x_4 = 0 \\ 7x_1 - 2x_2 + x_3 + 3x_4 = 0 \end{cases}$$

的解空间, 分别求 $V_1 \cap V_2$ 与 $V_1 + V_2$ 的基和维数.

2. 设 W_1, W_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两个子空间. 证明以下命题等价:

- (1) $W_1 \cup W_2$ 为 V 的子空间;
- (2) $W_1 \subseteq W_2$ 或 $W_2 \subseteq W_1$;
- (3) $W_1 \cup W_2 = W_1 + W_2$.

3. 设

$$W_1 = \left\{ \begin{pmatrix} x & -x \\ y & z \end{pmatrix} \middle| x, y, z \in \mathbf{F} \right\}, W_2 = \left\{ \begin{pmatrix} a & b \\ -a & c \end{pmatrix} \middle| a, b, c \in \mathbf{F} \right\}.$$

(1) 证明: W_1, W_2 是 $\mathbf{M}_2(\mathbf{F})$ 的子空间, 并求 $\dim W_1, \dim W_2, \dim(W_1 + W_2), \dim(W_1 \cap W_2)$;

(2) 求 $W_1 \cap W_2$ 的一组基, 并求 $A = \begin{pmatrix} 3 & -3 \\ -3 & 1 \end{pmatrix}$ 关于这组基的坐标.

4. 设 V 是域 \mathbf{F} 上的 n 维线性空间, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V 的一组基, 且

$$V_1 = \text{span}(\alpha_1 + 2\alpha_2 + \dots + n\alpha_n) \\ V_2 = \left\{ k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n \middle| k_1 + \frac{k_2}{2} + \dots + \frac{k_n}{n} = 0 \right\}$$

证明:

- (1) V_2 是 V 的子空间;
 - (2) $V = V_1 \oplus V_2$.
5. 设 \mathbf{F} 为数域, $V_1 = \{A \in \mathbf{F}^{n \times n} \mid A^T = A\}$, $V_2 = \{A \in \mathbf{F}^{n \times n} \mid A^T = -A\}$, $V_3 = \{A \in \mathbf{F}^{n \times n} \mid A \text{ 为上三角矩阵}\}$.

- (1) 证明: V_1, V_2, V_3 都是 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 的子空间;
- (2) 证明: $\mathbf{F}^{n \times n} = V_1 + V_3$ 但不为直和, $\mathbf{F}^{n \times n} = V_2 \oplus V_3$.

6. 已知 V_1, V_2 是有限维线性空间 V 的子空间, 且 $\dim(V_1 + V_2) = \dim(V_1 \cap V_2) + 1$. 证明: 要么 $V_1 \subseteq V_2$, 要么 $V_2 \subseteq V_1$.
7. 证明: 和 $\sum_{i=1}^s V_i$ 为直和的充要条件是 $V_i \cap \sum_{j=1}^{i-1} V_j = \{0\}$, $i = 1, 2, \dots, s$.
8. 判断下列说法是否正确:
- (1) 若 $V \subseteq V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_s$, 则 $V = (V_1 \cap V) \cup (V_2 \cap V) \cup \dots \cup (V_s \cap V)$;
 - (2) 若 $V \subseteq V_1 + V_2 + \dots + V_s$, 则 $V = (V_1 \cap V) + (V_2 \cap V) + \dots + (V_s \cap V)$.
9. 设 V 为有限维线性空间, V_1 为其非零子空间. 证明: 存在唯一的子空间 V_2 , 使得 $V = V_1 \oplus V_2$ 的充要条件为 $V_1 = V$.

C 组

1. 设 V 是域 \mathbf{F} 上的 n 阶对称矩阵关于矩阵加法和数乘运算构成的线性空间, 令

$$U = \{A \in V \mid \operatorname{tr}(A) = 0\}, \quad W = \{\lambda E \mid \lambda \in \mathbf{F}\}.$$

- (1) 证明: U, W 为 V 的子空间;
 - (2) 分别求 U, W 的一组基和维数;
 - (3) 证明: $V = U \oplus W$.
2. 设 $W_0, W_1, W_2, \dots, W_s$ 是线性空间 V 的 $s+1$ 个非平凡子空间, 且 $W_0 \subseteq W_1 \cup W_2 \cup \dots \cup W_s$. 证明: 必存在 i 使得 $W_0 \subseteq W_i$.

在前几讲的学习中，我们从开始的 8 条运算性质出发，利用这些线性运算的特点导出线性扩张与子空间的关联，然后经过线性相关性的讨论最终得到线性空间的本质结构实际上就是可以由基经过一系列线性运算扩张而来，因此我们对线性空间的研究很多时候只需要研究其基和维数即可，由此我们对线性空间的研究和描述就可以转为研究基和维数——这是线性空间的基本结构属性。当然我们最后也讨论了线性空间之间的运算。从本讲开始我们将研究不同线性空间之间的关联，我们的手段是定义两个线性空间之间的线性映射，由此发掘出比较不同线性空间之间最本质的差别是什么，使我们的抽象更深一层，然后在抽象的制高点将抽象转化为具象，讨论矩阵这一对线性映射的“有形”描述和线性映射本身的联系，为后文详细讨论矩阵作铺垫。

5.1 线性映射的定义

5.1.1 线性映射的定义

定义 5.1 线性映射

从线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的一个映射 σ 是线性的，如果 $\forall \alpha, \beta \in V_1$ 和 $\forall \lambda, \mu \in \mathbf{F}$ 都有

$$\sigma(\lambda\alpha + \mu\beta) = \lambda\sigma(\alpha) + \mu\sigma(\beta). \quad (5.1)$$

从线性空间 V 到自身的线性映射 σ 也叫作 V 上的**线性变换**，在有的教材中也称为**算子**。从线性空间 $V(\mathbf{F})$ 到域 \mathbf{F} 的线性映射 f 叫作 V 上的线性泛函（或称线性函数，线性形式）。

为方便称呼, 我们称对于 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的线性映射 σ , $V_1(\mathbf{F})$ 是其出发空间, $V_2(\mathbf{F})$ 是其到达空间, 也可简记为 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$.

实际上, 上述定义式 5.1 可以分拆为以下二式:

$$\sigma(\alpha + \beta) = \sigma(\alpha) + \sigma(\beta) \quad (\text{加性})$$

$$\sigma(\lambda\alpha) = \lambda\sigma(\alpha) \quad (\text{齐次性})$$

根据定义, 我们容易知道熟悉的过原点的一次函数是线性映射, 而不过原点的一次函数不代表线性映射. 这似乎与平常的称呼不同, 因为一次函数我们经常都称它们为“线性的”, 这里我们必须强调的是, 至少在线性代数的框架下, 我们研究的“线性”性质是包含加性和齐次性两条要求的, 事实上不过原点的一次函数我们可以视作非齐次线性方程, 这里的“非齐次”的含义便很清晰了.

另一方面, 如果我们不将一次函数视为映射, 而将视为平面点集 (不过原点的一条直线), 我们可以回顾线性子空间中的描述, 我们说过原点的直线构成平面的线性子空间, 但不过原点的直线不是, 我们判断的依据是不过原点的直线内的两点关于加法和数乘不封闭——仔细一想, 是不是与线性映射定义中不满足加性、齐次性是同样的道理呢?

事实上, “线性性”在数学中是一个非常基本的性质, 下一小节的例子中我们将认识到这一点.

本小节最后我们讨论线性映射的两个重要的性质:

定理 5.1

设 σ 是线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的线性映射, 则 $\sigma(0_1) = 0_2$.

注意定理中 0_1 为出发空间 V_1 中的零元, 0_2 代表到达空间 V_2 中的零元. 这只是为了区分两个空间零元而引入的记号, 实际上下标也可以省略, 直接写为 0 也可以.

证明

根据线性性, $\sigma(0 + 0) = \sigma(0) + \sigma(0)$, 两边同时减去 $\sigma(0)$ 可知 $\sigma(0) = 0$. \square

定理 5.2

设 σ 是线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的线性映射, 如果 V_1 中向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性相关, 则 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 也线性相关.

反之, 若 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性无关, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 必线性无关.

这一性质表明线性映射保持线性相关性. 定理中两个描述互为逆否命题, 因此我们可以只证明前者.

证明

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性相关, 则存在不全为 0 的数 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 使得 $\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \dots + \lambda_n\alpha_n = 0$, 于是

$$\sigma(\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \dots + \lambda_n\alpha_n) = \lambda_1\sigma(\alpha_1) + \lambda_2\sigma(\alpha_2) + \dots + \lambda_n\sigma(\alpha_n) = 0$$

因此存在不全为零的数 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 使得 $\lambda_1\sigma(\alpha_1) + \lambda_2\sigma(\alpha_2) + \dots + \lambda_n\sigma(\alpha_n) = 0$, 因此 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性相关. \square

需要注意的是, 线性映射可能将线性无关的向量组映射为线性相关的向量组, 例如

例 5.1

设 σ 是线性空间 \mathbf{R}^2 到 \mathbf{R}^2 的线性映射, 定义 $\sigma(x, y) = (x + y, x + y)$, 则 σ 将线性无关的向量组 $(1, 0), (0, 1)$ 映射为线性相关的向量组 $(1, 1), (1, 1)$.

5.1.2 线性映射举例

我们首先来看以下几个在数学中非常基本的概念, 它们都是线性映射的例子:

例 5.2

数学分析与概率论中的线性映射:

1. (极限) $\lim_{n \rightarrow +\infty} (\lambda a_n + \mu b_n) = \lambda \lim_{n \rightarrow +\infty} a_n + \mu \lim_{n \rightarrow +\infty} b_n$;
2. (求导) $(\lambda f(x) + \mu g(x))' = \lambda f'(x) + \mu g'(x)$;
3. (积分) $\int_a^b (\lambda f(x) + \mu g(x)) dx = \lambda \int_a^b f(x) dx + \mu \int_a^b g(x) dx$;
4. (数学期望) $E(\lambda X + \mu Y) = \lambda E(X) + \mu E(Y)$.

有的读者可能会有另外的疑惑: 上面的例子为什么能称其为线性映射? 它们是从线性空间到线性空间的映射吗? 事实上, 上面的例子中到达空间都是数域——这是符合定义的, 出发空间对于极限而言就是任意有极限的数列构成的线性空间, 对于求导、求积分而言就是任意可导、可积的函数构成的线性空间, 对于数学期望而言就是期望存在的随机变量构成的线性空间. 读者可以自行验证这些的确构成线性空间, 此处不再赘述.

相信看到这里, 我们便能逐渐理解线性性在数学中的基础地位. 很多时候一些初看有些抽象的概念, 当我们将其与学过的知识联系时, 便会真切地体会到一种相通的美感. 事实上很多时候学习过程就是如此, 当我们知识储量不断上升的时候, 我们会不断发现很多宝贵的思想跨越学科, 凝聚着人类智慧的结晶, 这种感觉是非常美妙的. 更重要的是, 一旦我们知道它们是线性映射之后, 我们便可以用之后我们将要讨论的所有线性映射相关的性质来研究它们, 这便是一个抽象的概念给我们带来的力量.

接下来希望读者阅读教材 3.1 节例 1–9 了解其它常见的线性映射, 特别是其中的几何意义 (虽然不会直接考察, 但是对理解有帮助). 其中例 1、7、8、9 希望读者当做练习, 熟悉线性映射定义的验证, 这在考试中也是常见的. 例 4、5 中的放缩与错切是常见的几何变换, 例 2 中旋转变换在之后有很多的应用场景, 其几何意义能帮助我们理解很多内容. 例 3 镜面变换在内积空间中会详细介绍, 例 6 投影变换将在幂等矩阵中我们会再次提及.

例 5.3

写出下列映射的出发空间和到达空间, 并判断其是否为线性映射:

1. $\sigma(x_1, x_2) = (x_1 - x_2, x_1, x_1 + x_2)$;
2. $\sigma(x_1, x_2) = (x_1 x_2, x_1 + x_2)$;
3. $\sigma(p(x)) = p(x+1) - p(x), \forall p(x) \in \mathbf{R}[x]_n$;
4. $\sigma(p(x)) = p(a), \forall p(x)$, 其中 a 为常数;
5. $\sigma(\xi) = 2\xi + \xi_0$, 其中 ξ_0 是线性空间 V 中的一个固定向量.

解

1. 出发空间为 \mathbf{R}^2 , 到达空间为 \mathbf{R}^3 . σ 是线性映射.

$\forall (x_1, x_2), (y_1, y_2) \in \mathbf{R}^2, k_1, k_2 \in \mathbf{R}$, 有

$$\begin{aligned} & \sigma(k_1(x_1, x_2) + k_2(y_1, y_2)) \\ &= ((k_1 x_1 + k_2 y_1) - (k_1 x_2 + k_2 y_2), k_1 x_1 + k_2 y_1, (k_1 x_1 + k_2 y_1) + (k_1 x_2 + k_2 y_2)) \\ &= k_1(x_1 - x_2, x_1, x_1 + x_2) + k_2(y_1 - y_2, y_1, y_1 + y_2) \\ &= k_1 \sigma(x_1, x_2) + k_2 \sigma(y_1, y_2) \end{aligned}$$

2. 出发空间为 \mathbf{R}^2 , 到达空间为 \mathbf{R}^2 . σ 不是线性映射.

$\forall (x_1, x_2), (y_1, y_2) \in \mathbf{R}^2, k_1, k_2 \in \mathbf{R}$, 有

$$\begin{aligned}
 \sigma((x_1, x_2) + (y_1, y_2)) &= \sigma(x_1 + y_1, x_2 + y_2) \\
 &= ((x_1 + y_1)(x_2 + y_2), ((x_1 + y_1) + (x_2 + y_2))) \\
 &= (x_1x_2 + x_1y_2 + y_1x_2 + y_1y_2, x_1 + y_1 + x_2 + y_2) \\
 &= (x_1x_2 + y_1y_2, x_1 + y_1 + x_2 + y_2) + (x_1y_2 + y_1x_2, 0) \\
 &= \sigma(x_1, x_2) + \sigma(y_1, y_2) + (x_1y_2 + y_1x_2, 0) \\
 &\neq \sigma(x_1, x_2) + \sigma(y_1, y_2)
 \end{aligned}$$

3. 出发空间为 $\mathbf{R}[x]_n$, 到达空间为 $\mathbf{R}[x]_{n-1}$. σ 是线性映射.

$\forall p_1(x), p_2(x) \in \mathbf{R}[x]_n, k_1, k_2 \in \mathbf{R}$, 有

$$\begin{aligned}
 &\sigma(k_1p_1(x) + k_2p_2(x)) \\
 &= (k_1p_1 + k_2p_2)(x+1) - (k_1p_1 + k_2p_2)(x) \\
 &= k_1(p_1(x+1) - p_1(x)) + k_2(p_2(x+1) - p_2(x)) \\
 &= k_1\sigma(p_1(x)) + k_2\sigma(p_2(x))
 \end{aligned}$$

4. 出发空间为 $\mathbf{R}[x]$, 到达空间为 $\mathbf{R}[x]$. σ 是线性映射.

$\forall p_1(x), p_2(x) \in \mathbf{R}[x], k_1, k_2 \in \mathbf{R}$, 有

$$\begin{aligned}
 &\sigma(k_1p_1(x) + k_2p_2(x)) \\
 &= (k_1p_1 + k_2p_2)(a) \\
 &= k_1p_1(a) + k_2p_2(a) \\
 &= k_1\sigma(p_1(x)) + k_2\sigma(p_2(x))
 \end{aligned}$$

5. 出发空间为 V , 到达空间为 V . 当 $\xi_0 = \mathbf{0}$ 时, $\sigma(\xi) = 2\xi$ 是线性映射.

$\forall \xi_1, \xi_2 \in V$, 有

$$\begin{aligned}
 \sigma(\xi_1 + \xi_2) &= 2(\xi_1 + \xi_2) \\
 &= 2\xi_1 + 2\xi_2 \\
 &= \sigma(\xi_1) + \sigma(\xi_2)
 \end{aligned}$$

当 $\xi_0 \neq \mathbf{0}$ 时, σ 不是线性映射.

$\forall \xi_1, \xi_2 \in V$, 有

$$\begin{aligned}\sigma(\xi_1 + \xi_2) &= 2(\xi_1 + \xi_2) + \xi_0 \\ &= 2\xi_1 + 2\xi_2 + \xi_0 \\ &= \sigma(\xi_1) + \sigma(\xi_2) - \xi_0 \\ &\neq \sigma(\xi_1) + \sigma(\xi_2)\end{aligned}$$

5.1.3 线性映射的基本运算

我们在之前的学习中已经了解, 连续函数关于函数的加法数乘运算可以构成线性空间, 事实上线性映射可以视为特殊的函数, 因此我们希望在本节讨论怎样的运算定义能使其构成线性空间, 除此之外也介绍线性映射乘法 (即复合) 和逆运算.

我们需要首先说明一个记号, 我们把线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的所有线性映射组成的集合记作 $\mathcal{L}(V_1, V_2)$ (类似于将定义在 $[a, b]$ 上取值于实数集的连续函数全体记为 $C[a, b]$). 如果是出发空间与到达空间均为 V 的线性变换全体, 我们可以简记为 $\mathcal{L}(V)$. 我们希望在集合上定义线性空间, 于是需要定义其中元素 (线性映射) 的加法和数乘运算:

定义 5.2

设 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, 规定 σ 与 τ 之和及 λ 与 σ 的数乘 $\lambda\sigma$ 分别为

$$\begin{aligned}(\sigma + \tau)(\alpha) &= \sigma(\alpha) + \tau(\alpha), \quad \forall \alpha \in V_1 \\ (\lambda\sigma)(\alpha) &= \lambda(\sigma(\alpha)), \quad \forall \alpha \in V_1\end{aligned}$$

定理 5.3

$\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 与上述定义的线性映射加法和数乘构成域 \mathbf{F} 上的线性空间.

下面讨论线性映射的复合. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, $\tau \in \mathcal{L}(V_2, V_3)$, 则 $\tau\sigma$ 是 $\mathcal{L}(V_1, V_3)$ 中的元素, 且 $\tau\sigma(\alpha) = \tau(\sigma(\alpha))$, $\forall \alpha \in V_1$.

定理 5.4

上述定义的映射 $\tau\sigma$ 是线性映射.

注意: 在上述定义中一定注意 σ 和 τ 的顺序, 我们需要先使用 σ 将 V_1 中的元素映射到 V_2 , 然后再用外层的 τ 将这个结果映射到 V_3 .

下面定义逆映射. 如果可逆映射 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$ 的逆映射为 σ^{-1} , 则有 $\sigma^{-1}\sigma = I_{V_1}$ 且 $\sigma\sigma^{-1} = I_{V_2}$. 其中 I_V 的含义为 V 上的恒等映射, 即 $I_V(\alpha) = \alpha, \forall \alpha \in V$.

定理 5.5

上述定义的逆映射 σ^{-1} 为线性映射.

上述三个定理的证明是非常基本的, 详细的证明在教材 103–104 页, 读者可以先自行尝试, 如果不会证明则说明对于线性空间和线性映射的定义熟悉程度仍需提高, 因为这里的证明都只需要机械地套用定义.

5.2 线性映射的像与核

我们在之前的讨论中已经了解了线性映射的定义与运算, 接下来我们需要关心的是: 定义出的线性映射能将出发空间完整映射到到达空间吗, 还是到达空间中有些向量无法被映到? 线性映射是否可以单射? 单射的充要条件又是什么? 这与我们研究一般的映射的思路是类似的. 因此我们希望在本节讨论线性映射的像和核.

定义 5.3

设 σ 是线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的线性映射. V_1 的所有元素在 σ 下的像组成的集合

$$\sigma(V_1) = \{\beta \mid \beta = \sigma(\alpha), \alpha \in V_1\}$$

称为 σ 的**像** (或**值域**), 记作 $\text{im } \sigma$, 或记作 $\text{range } \sigma$.

V_2 的零元 0_2 在 σ 下的完全原像

$$\sigma^{-1}(0_2) = \{\alpha \mid \sigma(\alpha) = 0_2, \alpha \in V_1\}$$

称为 σ 的**核** (或**零空间**), 记作 $\ker \sigma$, 或记作 $\text{null } \sigma$.

关于像与核的定义, 我们需要强调以下几点:

1. 实际上, 像空间的定义就类似于函数的值域, 核空间可以视为到达空间中 0 的原像集合, 因此理解起来是很简单的;
2. 注意线性映射的像和核分别是 V_2 和 V_1 的子空间. 同样地, 若 W_1 和 W_2 分别是 V_1 和 V_2 的子空间, 则 $\sigma(W_1)$ 和 $\sigma^{-1}(W_2)$ 也分别是 V_2 和 V_1 的子空间. 前者证明见教材 102 页, 后者我们作为习题留给读者, 实际上都非常简单, 只是为读者熟悉定义而在此处提及.

接下来我们要讨论如何计算线性映射的像与核,这在考试中非常常见,请务必牢记,无论线性映射有多么复杂多么抽象,基本的方法都是:

1. 设出发空间的一组基为 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$, 则像空间

$$\operatorname{im} \sigma = \sigma(V_1) = \operatorname{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)).$$

即线性映射在出发空间一组基下的像的线性扩张,解答时写出极大线性无关组然后扩张即可;

当然读者可能质疑其合理性,因为与定义不完全一致. 我们可以证明这一方法是合理的,即线性映射在出发空间一组基下像的线性扩张就是其像空间.

证明

首先我们知道 $\sigma(V_1)$ 包含 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$, 并且是 V_2 的子空间. 又根据定理 2.2, $\sigma(V_1)$ 是包含 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 的最小子空间, 因此我们可以得到 $\operatorname{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)) \subseteq \sigma(V_1)$.

接下来证明另一半包含. 根据线性扩张定义可知只需证 V_1 中任意元素的像都可以被 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性表示. 任取 $\alpha \in V_1$, 则 α 可由 V_1 一组基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 线性表示为 $\alpha = \lambda_1 \alpha_1 + \lambda_2 \alpha_2 + \dots + \lambda_n \alpha_n$, 于是,

$$\sigma(\alpha) = \sigma(\lambda_1 \alpha_1 + \lambda_2 \alpha_2 + \dots + \lambda_n \alpha_n) = \lambda_1 \sigma(\alpha_1) + \lambda_2 \sigma(\alpha_2) + \dots + \lambda_n \sigma(\alpha_n)$$

即 $\sigma(\alpha)$ 可由 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性表示, 即出发空间任意向量在 σ 下的像都可以由 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性表示, 因此 $\sigma(V_1) \subseteq \operatorname{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n))$. □

2. 核空间可以直接利用定义令 $\sigma(\alpha) = 0$, 利用解线性方程组得到解集即为结果, 注意也许表示为线性扩张的形式.

例 5.4

已知 \mathbf{R}^3 到 \mathbf{R}^2 的映射 σ 为 $\sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2, x_2 - x_3)$, 求 σ 的像和核.

解

- 首先求像空间. 取出发空间 \mathbf{R}^3 的一组基 $B = \{(1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1)\}$, 则 $\operatorname{im} \sigma = \sigma(\mathbf{R}^3) = \operatorname{span}(\sigma(1, 0, 0), \sigma(0, 1, 0), \sigma(0, 0, 1)) = \operatorname{span}((1, 0), (1, 1), (0, -1))$. 根据求解极大线性无关组的方法 (或者这么简单的情况瞪眼法也可以) 得到像空间 $\operatorname{im} \sigma = \operatorname{span}((1, 0), (0, -1)) = \mathbf{R}^2$.

- 接下来求解核空间. 设 $\sigma(\alpha) = 0$, 其中 $\alpha = (x_1, x_2, x_3)$, 即 $\sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2, x_2 - x_3) = (0, 0)$, 解得解向量为 $k(-1, 1, 1)$, $k \in \mathbf{R}$, 写成线性扩张的形式为 $\text{span}((-1, 1, 1))$.

事实上教材 102 页例 3 给出了另一种求像空间的方法, 但是为了防止读者混淆这一方法和之后线性映射矩阵表示的方法, 希望读者能按照笔者介绍的方法求解.

事实上, 研究一般映射我们会很在意映射是否为单射或满射. 是否为满射通过我们介绍的求解像空间的方法是很好判断的, 但单射似乎并不能直接利用像空间或者核空间直接判断, 但我们只需稍作转化就可以发现单射和核空间有着密不可分的联系:

定理 5.6

线性映射 σ 是单射当且仅当 $\ker \sigma = \{0\}$.

这个定理告诉我们, 线性映射是单射和 0 的逆像只有 0 是等价的. 这一结论也是非常强的, 因为我们知道一般的函数是不满足这一结论的, 例如 $f(x) = x^2$, 虽然只有 $f(0) = 0$, 但在 \mathbf{R} 上显然不是单射. 这一定理证明非常简单, 希望读者掌握:

证明

首先我们证明 σ 是单射时 $\ker \sigma = \{0\}$. 事实上 σ 是单射意味着任意到达空间中的元素的逆象唯一, 又线性映射必须满足 $\sigma(0) = 0$, 则 0 的逆象唯一为 0 是显然的.

接下来我们证明 $\ker \sigma = \{0\}$ 时 σ 是单射. 事实上, $\sigma(\alpha) = \sigma(\beta)$ 等价于 $\sigma(\alpha) - \sigma(\beta) = 0$, 即 $\sigma(\alpha - \beta) = 0$, 由于 $\ker \sigma = \{0\}$, 因此 $\alpha - \beta = 0$, 即 $\alpha = \beta$, 因此 σ 是单射. \square

5.3 线性映射的确定

我们知道, 两个函数相等当且仅当它们的定义域相等且对于任意定义域内的元素, 它们的函数值相等. 线性映射则有更好的性质, 即有限维空间上的线性映射可以被基上的像唯一确定, 即

定理 5.7

已知线性映射 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, 且有 V_1 的基 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$. 若 $\sigma(\alpha_i) = \tau(\alpha_i)$, $\forall \alpha_i \in B$, 则有 $\sigma = \tau$.

即映射在一组基上的像确定了, 则映射是唯一的. 证明非常简单:

证明

实际上我们只需证明 $\sigma(\alpha) = \tau(\alpha)$, $\forall \alpha \in V_1$ 即可, 因为这就是一般映射相等的条件. 事实上, 任取 $\alpha \in V_1$, 则 α 可由 B 线性表示为 $\alpha = \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n$, 于是

$$\sigma(\alpha) = \sigma(\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n) = \lambda_1\sigma(\alpha_1) + \lambda_2\sigma(\alpha_2) + \cdots + \lambda_n\sigma(\alpha_n)$$

$$\tau(\alpha) = \tau(\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n) = \lambda_1\tau(\alpha_1) + \lambda_2\tau(\alpha_2) + \cdots + \lambda_n\tau(\alpha_n)$$

由于 $\sigma(\alpha_i) = \tau(\alpha_i)$, $\forall \alpha_i \in B$, 因此 $\sigma(\alpha) = \tau(\alpha)$, 即 $\sigma = \tau$. □

事实上这与之前证明求解像空间的方法合理性 (即证线性映射在一组基上的像的线性扩张就是线性映射的像空间) 是完全相通的. 这里也蕴含了一个数学的基本想法. 我们发现线性映射比一般的函数要求更高, 因为它要求了两个运算性质, 我们说这里构成线性映射的条件比构成一般函数的条件 “更强”. 更强的要求必然带来更美妙的结果, 例如线性映射可被基上的像唯一确定, 而一般函数则不存在这样的性质. 抑或是未来如果有同学学习复变函数时, 那时我们研究的 “全纯函数” 比数学分析中常见的连续函数要求更强, 因此会有大量在数学分析中无法想象的非常漂亮的结果. 值得一提的是, 复变函数这样美妙的结果直接带来了 **代数学基本定理** 的非常简便的证明, 这在数学史上是非常重要的里程碑.

定理 5.8

设 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 是 V_1 的基, $S = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是 V_2 中任意 n 个向量, 则存在唯一的 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 使得 $\sigma(\alpha_i) = \beta_i$, $i = 1, 2, \dots, n$.

这一定理即教材 107–108 页定理 3.6, 证明也是简单的, 只需先定义出这个映射. $\forall \alpha \in V_1$, 则 α 可由 B 线性表示为 $\alpha = \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n$, 于是定义

$$\sigma(\alpha) = \sigma(\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n) = \lambda_1\beta_1 + \lambda_2\beta_2 + \cdots + \lambda_n\beta_n$$

即可满足条件, 因为我们可以验证这是线性映射 (见教材 108 页), 并且唯一性在 **定理 5.7** 中已经说明. 实际上对于初学而言难点在于定义, 实际上证明后会发现这一定义太自然了, 就是向着线性性定义的, 因此很多构造不需要太复杂的想法, 自然的、满足要求的是最好的.

最后我们讨论一个初学时容易困惑的问题, 如下例所示:

例 5.5

是否存在 \mathbf{R}^2 到 \mathbf{R}^3 的线性映射 σ 使得 $\sigma(1, 0) = (1, 0, 0)$, $\sigma(0, 1) = (0, 1, 0)$, $\sigma(1, 1) = (0, 0, 1)$?

初学时感到困难是因为不能熟练应用线性映射的各类性质，找不到映射定义也不敢下结论不存在，或者发现必要条件都满足了却不敢构造。我们这里给出几个解决策略：

1. 根据**定理 5.1** 可知，如果我们发现题目给定的条件无法满足将出发空间零元映射至到达空间零元则一定不是线性映射；
2. 根据**定理 5.2** 可知，如果我们发现映射将线性相关的向量组映射到了线性无关向量组，则一定不是线性映射；
3. 一定不存在从低维线性空间到高维线性空间的满射，原因是简单的：我们取低维出发空间的一组基 $B = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ ，则它们的像的线性扩张 $\text{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m))$ 就是像空间。我们取高维到达空间的一组基 $B_2 = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ ，则由于维数更高有 $n > m$ 。由于 σ 是满射，因此 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m)$ 可以线性表示出 B_2 中任意向量，根据**定理 3.3** 可知（这是长的向量可以被短的向量线性表示），向量组 B_2 线性相关，但我们知道这是一组基，因此矛盾！

这一性质在下一讲介绍了线性映射基本定理后会有更简单的证明，但此处的证明也是很重要的，体现了**定理 3.3** 作为源泉定理的重要性。

4. 如果题目给定的映射不违反上述线性映射的必要条件，那我们可以按照**定理 5.8** 构造出相应的映射。

根据上面的描述，我们发现 1 中的映射定义违反了明显违反了不能是从低维到高维满射的条件。实际上， σ 也将线性相关的向量组映射到了线性无关的向量组，并且根据定义， $\sigma(0) = \sigma((1, 0) + (0, 1) - (1, 1)) = (1, 1, -1)$ ，因此所有的必要条件都被违反了，因此这一映射一定不是线性映射。事实上这一例子也表明很多时候三个必要条件可能是同时违反的，因为它们都是由基本的线性映射和线性相关性质推导而来，并非完全独立的判据。

我们还需强调的是，如果**定理 5.8** 前提成立，即题目给我们的是一组基下的像，则一定不会违反上述三个必要条件。对于条件 5.5，给定一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ ，我们要凑出 $\sigma(0)$ 只能通过 $\sigma(0) = \sigma(0\alpha_1 + \dots + 0\alpha_n) = 0\sigma(\alpha_1) + \dots + 0\sigma(\alpha_n) = 0$ ，因此不可能违反 1。对于 2，我们给出的是基，因此不存在将线性相关向量组映射到线性无关向量组的情况。对于 3，如果题目给出的是低维到高维的映射，由于我们只给出了低维出发空间的基下的像，这些像不可能张成整个高维到达空间（原理和 $n-1$ 个向量无法张成 n 维空间一致），因此也不可能违反 3，因此**定理 5.8** 并不与我们的必要条件相矛盾，相反，如果题目给出的是一组基下的像，我们就可以毫无顾虑地说映射一定存在。

最后我们再看一个例子来练习我们上面的策略：

例 5.6

是否存在 \mathbf{R}^3 到 \mathbf{R}^2 的线性映射 σ 使得 $\sigma(1, -1, 1) = (1, 0)$, $\sigma(1, 1, 1) = (0, 1)$?

解

事实上这里的定义完全不违反上述的必要条件, 因此我们考虑证明这一线性映射存在. 根据定理 5.8, 我们考虑构造出 σ 在一组基 (我们取自然基) 下的像, 然后我们就可以根据定理 5.8 知道这一映射一定存在.

实际上, 根据提给条件我们有

$$\sigma(1, -1, 1) = \sigma(e_1 - e_2 + e_3) = \sigma(e_1) - \sigma(e_2) + \sigma(e_3) = (1, 0)$$

$$\sigma(1, 1, 1) = \sigma(e_1 + e_2 + e_3) = \sigma(e_1) + \sigma(e_2) + \sigma(e_3) = (0, 1)$$

我们希望解出 $\sigma(e_1), \sigma(e_2), \sigma(e_3)$, 这样就可以直接根据定理 5.8 构造出这一线性映射. 但这一方程组只有 2 个方程却有三个未知量. 事实上我们可以任意定义 $\sigma(e_3) = (0, 0)$, 然后解方程组得到

$$\sigma(e_1) = \frac{1}{2}(1, 1), \quad \sigma(e_2) = \frac{1}{2}(-1, 1)$$

又由 $\sigma(e_3) = (0, 0)$, 根据定理 5.8, 满足题目条件的线性映射存在.

需要注意的是题目中 $\sigma(e_3)$ 不一定要定义为 $(0, 0)$, 这样只是为了计算方便, 事实上定义成任何值都可以得到 σ 在一组基下的像, 从而根据定理 5.8 得到这一线性映射存在. 如果题目要求我们写出映射也并不复杂, 根据我们在定理 5.8 中的构造方法, 我们可以写出 $\forall \alpha = (x, y, z) = xe_1 + ye_2 + ze_3$,

$$\sigma(\alpha) = \sigma(xe_1 + ye_2 + ze_3) = x\sigma(e_1) + y\sigma(e_2) + z\sigma(e_3) = \frac{1}{2}(x - y, x + y)$$

符合题目条件. 事实上根据 $\sigma(e_3)$ 定义的不唯一, 我们可以得到不同的线性映射, 这里只是给出一种可能的解.

内容总结

本讲我们开始讨论两个线性空间之间的关联, 引入了线性映射这一概念. 我们讨论了“线性性”这一基本的性质, 它将经常出现在我们数学学习过程中, 并且我们也讨论了基于线性性这一要求能得到映射具有怎样的性质——如将 0 元映射到 0 元, 将线性相关的向量组映射到线性相关的向量组 (反之不一定). 接下来我们进一步构造了线性映射的加法和数乘, 从而使得 V_1 到 V_2 的全体线性映射构成一个线性空间, 这一空间记作 $\mathcal{L}(V_1, V_2)$. 我们还讨论了线性映射的像和核, 它们分别是到达空间和出发空间的子空间, 我们还详细讨论了如何计算它们. 最后我们讨论了线性映射的确定, 即线性映射在一组基下的像唯一确

定, 这一定理的思想是非常重要的, 它表明关于线性映射的研究完全可以限制在在一组基下的研究, 也讨论了一个基本的问题: 即是否存在满足特定要求的线性映射. 事实上, 以上所有的讨论都基于“线性”这一性质, 因此掌握本节中的各种证明有助于读者深入体会基于“线性”能通过怎样的一般证明手段得到怎样的结果.

习题

I argue that set theory should not be based on membership, as in Zermelo-Frankel set theory, but rather on isomorphism-invariant structure.

——W. Lawvere

A 组

1. 设 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$ 是线性映射. 证明: $\sigma(W_1)$ 和 $\sigma^{-1}(W_2)$ 分别是 V_2 和 V_1 的子空间.
2. 设 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V, V)$ 且 $\sigma^2 = \sigma$, $\tau^2 = \tau$. 证明:
 - (1) $\sigma^k = \sigma$ (幂等变换);
 - (2) 若 $(\sigma + \tau)^2 = \sigma + \tau$, 则 $\sigma\tau = \theta$ (零变换);
 - (3) 设 $\sigma\tau = \tau\sigma$, 则 $(\sigma + \tau - \sigma\tau)^2 = \sigma + \tau - \sigma\tau$.
3. 是否存在 \mathbf{R}^3 到 \mathbf{R}^2 的线性映射 σ 使得 $\sigma(1, -1, 1) = (1, 0)$, $\sigma(1, 1, 1) = (0, 1)$?
4. 是否存在 \mathbf{R}^2 到 \mathbf{R}^3 的线性映射 σ 使得 $\sigma(3, 2) = (1, 0, 0)$, $\sigma(1, 5) = (1, 1, 0)$, $\sigma(-1, 4) = (1, 1, 1)$?
5. 求 $\sigma(x_1, x_2, \dots, x_n) = (x_1, 0, \dots, 0)$ 的像、核与秩.

B 组

1. 已知

$$\alpha_1 = (1, -1), \alpha_2 = (2, -1), \alpha_3 = (-3, 2)$$

$$\beta_1 = (1, 0), \beta_2 = (0, 1), \beta_3 = (1, 1)$$

是否存在 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{R}^2, \mathbf{R}^2)$, 使得 $\sigma(\alpha_i) = \beta_i$, $i = 1, 2, 3$?

2. 设 α_1, α_2 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的一组基, $x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2 \in V$. 定义 $T(x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2) = r_1x_1\alpha_1 + r_2x_2\alpha_2$, 其中 r_1, r_2 是域 \mathbf{F} 中的两个常数. 证明: T 是 V 上的一个线性变换. 当 $V = \mathbf{R}^2$ 时, 说明 T 的几何意义.
3. 已知 \mathbf{R} 上的线性变换 $\sigma(x_1, x_2) = (x_1 - x_2, x_1 + x_2)$, $\tau(x_1, x_2) = (x_1 - x_2, x_2 - x_1)$.

- (1) 求 $\sigma^2(x_1, x_2)$;
 - (2) σ 是否可逆? 如可逆, 求 $\sigma^{-1}(x_1, x_2)$;
 - (3) 求 $\xi \in \mathcal{L}(\mathbf{R}^2, \mathbf{R}^2)$, 使得 $\xi\tau = \theta$ (零变换) .
4. 已知 \mathbf{R}^3 上的两个线性变换 σ, τ 为:
- $$\sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_3, 0, 0)$$
- $$\tau(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2 + x_3, x_1 - x_2, 0)$$
- (1) 求 $r(\sigma)$, $r(\tau)$, $\text{im } \sigma$, $\ker \sigma$;
 - (2) 求 $r(\tau\sigma)$, $r(\sigma\tau)$, $r(\sigma + \tau)$;
 - (3) 求 $\text{im } \tau + \ker \tau$.
5. 设 σ 是线性空间 V 上的线性变换, 如果 $\sigma^{k-1}(\alpha) \neq 0$, 但 $\sigma^k(\alpha) = 0$, 证明:
 $\alpha, \sigma(\alpha), \dots, \sigma^{k-1}(\alpha)$ ($k > 0$) 线性无关 (本题还有对应的矩阵版本, 解法基本一致) .
6. 设 $\mathbf{R}[x]_3$ 是次数小于 3 的实系数多项式和全体零多项式一起组成的集合关于多项式加法和数乘多项式运算构成的实数域上的线性空间.
- (1) 证明: $W = \{f(x) \in \mathbf{R}[x]_3 \mid f(1) = 0\}$ 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 的一个子空间, 并求 W 的维数和一组基;
 - (2) 定义从 $\mathbf{R}[x]_3$ 到 \mathbf{R} 的线性映射 $\sigma(f(x)) = f(1)$, 证明: σ 为线性映射, 并求 $\text{im } \sigma$ 和 $\dim \ker \sigma$;
 - (3) 设 $f, g, h \in \mathbf{R}[x]_3$ 且 $f(1) = g(1) = h(1) = 0$, 证明: f, g, h 线性相关.

C 组

1. 设 $V(\mathbf{F})$ 是一个 n 维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$. 证明:
 - (1) 在 $\mathbf{F}[x]$ 中有一个次数不高于 n^2 的多项式 $p(x)$ 使 $p(\sigma) = \theta$;
 - (2) σ 可逆 \iff 有一常数项不为 0 的多项式 $p(x)$ 使 $p(\sigma) = \theta$.
2. 已知 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_s$ 是线性空间 V 上的 s 个两两不同的线性变换, 证明: 在 V 中必存在向量 α 使得 $\sigma_1(\alpha), \sigma_2(\alpha), \dots, \sigma_s(\alpha)$ 也两两不同.

线性映射基本定理

在上一讲的讨论中我们定义了线性映射的基本概念，讨论了由其定义直接引出的性质。本节我们将深入讨论线性映射像空间与核空间之间的关联，从而引出我们目前为止最核心的概念——同构，因为同构使得我们研究的抽象层次更上一层楼，为我们在下一讲中在这抽象的制高点获得最具象的表达形式——矩阵作铺垫。

6.1 线性映射的秩

通过对线性映射像的求解的讨论我们有 $\text{im } \sigma = \sigma(V_1) = \text{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n))$ 。我们基于此定义线性映射的秩：

定义 6.1

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ ，如果 $\sigma(V_1)$ 是 V_2 的有限维子空间，则 $\sigma(V_1)$ 的维数称为 σ 的秩，记作 $r(\sigma)$ ，即 $r(\sigma) = \dim \sigma(V_1)$ 。

这一定义是平凡的，简单理解线性映射的秩即为线性映射像空间的维数。

6.2 线性映射基本定理

这一定理是线性代数最重要的定理之一，因其重要性也被冠以（有限维线性空间）线性映射基本定理的名号：

定理 6.1 线性映射基本定理

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, 若 $\dim V_1 = n$, 则

$$r(\sigma) + \dim \ker \sigma = n.$$

简而言之, 这一定理表明: 线性映射的秩 (或者说线性映射像空间维数) 与核空间维数之和等于出发空间的维数. 这一定理的证明非常重要, 在之后的很多讨论中还会用到这一思想, 因此我们给出详细的证明并阐述其中的思想:

证明

证明的思路和 **线性空间维数公式** 的证明思路类似, 即 “设小扩大”.

我们设 $\dim \ker \sigma = k$, 并设 $\ker \sigma$ 的一组基为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$. 我们将其扩充为 V_1 的一组基, 记为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k, \alpha_{k+1}, \dots, \alpha_n$.

根据定理要证明的等式和前述假设, 我们只需证 $r(\sigma) = n - k$, 即证明像空间维数为 $n - k$. 我们知道像空间为 $\text{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n))$, 其中根据我们的假设, $\sigma(\alpha_1) = \sigma(\alpha_2) = \dots = \sigma(\alpha_k) = 0$ (因为它们是核空间的基), 因此像空间为 $\text{span}(\sigma(\alpha_{k+1}), \dots, \sigma(\alpha_n))$. 我们只需证明这一向量组是线性无关的即可, 因为这样这 $n - k$ 个向量就可以构成像空间的一组基, 从而证明了 $r(\sigma) = n - k$.

我们设 $c_{k+1}\sigma(\alpha_{k+1}) + \dots + c_n\sigma(\alpha_n) = 0$, 即

$$\sigma(c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n) = 0$$

故 $c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n \in \ker \sigma$, 因此可以被 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 线性表示. 于是有

$$c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n = c_1\alpha_1 + \dots + c_k\alpha_k$$

即

$$c_1\alpha_1 + \dots + c_k\alpha_k - c_{k+1}\alpha_{k+1} - \dots - c_n\alpha_n = 0$$

由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V_1 的一组基, 因此 $c_1 = \dots = c_k = c_{k+1} = \dots = c_n = 0$, 故 $\sigma(\alpha_{k+1}), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性无关, 命题得证. \square

事实上这一定理也被称为线性映射 “维数公式”, 但为了与 **线性空间维数公式** 区分, 本讲义中我们称这一定理为线性映射基本定理. 读者可以比较一下两个 “维数公式” 的证明, 二者都使用了 “设小扩大” 的思想, 都将要证明的结论转化为证明一组向量是线性无关的, 但其中证明线性无关的方法略有不同, 读者可以仔细体会.

下面我们给出一个证明思想上类似的例子供读者练习:

例 6.1

设 σ 为有限维线性空间 V 上的线性变换, W 是 V 的子空间, 证明:

$$\dim \sigma(W) + \dim(\ker \sigma \cap W) = \dim W.$$

证明

与定理 6.1 证明类似, 我们“设小扩大”. 设 $\dim W = n$, $\dim \ker \sigma \cap W = k$, 设 $\ker \sigma \cap W$ 的一组基为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$, 我们将其扩充为 W 的一组基, 记为

$$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k, \alpha_{k+1}, \dots, \alpha_n.$$

根据定理要证明的等式和前述假设, 我们只需证 $\dim \sigma(W) = n - k$. 我们知道像空间为 $\sigma(W) = \text{span}(\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_n))$, 其中根据我们的假设, $\sigma(\alpha_1) = \sigma(\alpha_2) = \dots = \sigma(\alpha_k) = 0$, 因此像空间为 $\text{span}(\sigma(\alpha_{k+1}), \dots, \sigma(\alpha_n))$. 我们只需证明这一向量组是线性无关的即可, 因为这样这 $n - k$ 个向量就可以构成像空间的一组基, 从而证明了 $\dim \sigma(W) = n - k$.

我们设

$$c_{k+1}\sigma(\alpha_{k+1}) + \dots + c_n\sigma(\alpha_n) = 0,$$

即 $\sigma(c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n) = 0$, 故 $c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n \in \ker \sigma$, 因此可以被 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 线性表示. 于是有

$$c_{k+1}\alpha_{k+1} + \dots + c_n\alpha_n = c_1\alpha_1 + \dots + c_k\alpha_k,$$

即

$$c_1\alpha_1 + \dots + c_k\alpha_k - c_{k+1}\alpha_{k+1} - \dots - c_n\alpha_n = 0,$$

由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 W 的一组基, 因此 $c_1 = \dots = c_k = c_{k+1} = \dots = c_n = 0$, 故 $\sigma(\alpha_{k+1}), \dots, \sigma(\alpha_n)$ 线性无关, 命题得证. \square

基于线性映射基本定理, 我们可以得到如下定理:

定理 6.2

对 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 且 $\dim V_1 = \dim V_2 = n$, 下列条件等价:

1. $\ker \sigma = \{0\}$;
2. σ 为单射;

3. σ 为满射;
4. σ 为双射 (可逆);
5. $r(\sigma) = n$.

我们需要注意的是, 上述 1 与 2 等价不是基于线性映射基本定理得到的, 而是在前述定理 5.6 中已经证明的. 其余等价性的证明也是非常简单, 只需要简单套用维数公式即可.

实际上, 线性映射基本定理还隐藏着一个我们之前以及介绍过的结论, 即不可能存在从低维空间到高维空间的满射. 利用反证法, 假设存在这样的映射 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$, 则核空间维数 $\dim \ker \sigma = n - r(\sigma) = \dim V_1 - \dim V_2 < 0$, 这显然是不合理的. 当然这一结论有一对称形式也成立, 即不存在高维空间到低维空间的单射, 证明类似, 不再赘述.

还需注意的是, 这一定理前提要求是有限维空间上的线性变换, 因为我们可以给出如下例子:

例 6.2

设 V 是全体定义在实数域, 取值于实数域连续函数关于一般的函数加法和数乘构成的线性空间, $\sigma: V \rightarrow V$ 定义为 $\sigma(f) = f'$, 即求导变换, 则 σ 是线性变换, 且显然 σ 是满射 (因为任意连续函数 g 一定黎曼可积, 所以一定能在 V 中找到原函数使得原函数的导数为 g), 但 σ 不是单射, 例如对于 $g(x) = 2x$ 有 $f(x) = x^2 + C$ (C 为任意常数) 都可以有 $f'(x) = g(x)$. 因此我们发现这里定义在无限维线性空间 V 中的线性变换使得上面的定理中单射满射不等价.

6.3 像与核的进一步讨论

关于线性变换的像和核有很多的包含关系或等式等结论, 实际上很多问题都来源于线性映射基本定理及其推论, 本节我们主要探讨这一话题.

我们首先说明几个重要的原则:

1. 解决此类问题大多需要综合利用维数公式及其推论, 需要将题给条件转化为合适的等价表述然后解决;
2. 注意集合相等的证明方式, 实际上就是两个集合互相包含. 实际上很多时候一边的包含是显然的, 只需证明另一边;
3. 时刻注意线性映射的像和核的定义, 线性空间的交、和与直和的概念, 例如看到像需要想到其存在原像, 看到和与直和要想到将向量分拆等.

接下来我们看一些经典的结论（已知 V 为有限维线性空间， $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$ ），其中结论 1 最为常见：

1. 若 σ 为幂等变换（即 $\sigma^2 = \sigma$ ）有 $V = \ker \sigma \oplus \operatorname{im} \sigma$ ；

证明

回忆直和的证明方法，我们这里利用先证明和为直和（即交为 $\{0\}$ ）再证等号成立的方法。设 $\alpha \in \ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma$ ，则 $\sigma(\alpha) = 0$ ，且存在 $\beta \in V$ 使得 $\sigma(\beta) = \alpha$ ，因此利用 $\sigma^2 = \sigma$ 有

$$0 = \sigma(\alpha) = \sigma(\sigma(\beta)) = \sigma^2(\beta) = \sigma(\beta) = \alpha,$$

即 $\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma = \{0\}$ ，因此和为直和。又由定理 6.1 可知， $\dim V = \dim \ker \sigma + \dim \operatorname{im} \sigma$ ，因此 $V = \ker \sigma \oplus \operatorname{im} \sigma$ 。□

2. 关于核空间，我们有如下定理，这一定理在之后讨论矩阵标准形的时候非常有用：

定理 6.3

我们有如下关于核空间增长与停止增长的性质：

- (1) $\{0\} = \ker \sigma^0 \subseteq \ker \sigma^1 \subseteq \cdots \subseteq \ker \sigma^k \subseteq \ker \sigma^{k+1} \subseteq \cdots$ ；
 (2) 设 m 是非负整数使得 $\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1}$ ，则

$$\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1} = \ker \sigma^{m+2} = \ker \sigma^{m+3} = \cdots$$

- (3) 令 $n = \dim V$ ，则 $\ker \sigma^n = \ker \sigma^{n+1} = \ker \sigma^{n+2} = \cdots$ 。

证明

- (1) 设 $i > j \geq 0$ ，则 $\forall \alpha \in \ker \sigma^j$ ，即 $\sigma^j(\alpha) = 0$ ，则 $\sigma^i(\alpha) = \sigma^{i-j}(\sigma^j(\alpha)) = 0$ ，即 $\alpha \in \ker \sigma^i$ ，因此 $\ker \sigma^j \subseteq \ker \sigma^i$ ，故 $\ker \sigma^0 \subseteq \ker \sigma^1 \subseteq \cdots \subseteq \ker \sigma^k \subseteq \ker \sigma^{k+1} \subseteq \cdots$ 。

这一点表明核空间随着线性变换的幂次增长而增长（至少不减），下面一点将说明这一不减序列一旦某个包含符号可以取等号，那么此后的项都相等。

- (2) 任取 $k > 0$ ，由 (1) 可知 $\ker \sigma^{m+k} \subseteq \ker \sigma^{m+k+1}$ ，故只需证 $\ker \sigma^{m+k+1} \subseteq \ker \sigma^{m+k}$ 。事实上，设 $\alpha \in \ker \sigma^{m+k+1}$ ，则 $0 = \sigma^{m+k+1}(\alpha) = \sigma^{m+1}(\sigma^k(\alpha))$ ，即 $\sigma^k(\alpha) \in \ker \sigma^{m+1}$ 。又 $\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1}$ ，则 $\sigma^k(\alpha) \in \ker \sigma^m \implies \sigma^m(\sigma^k(\alpha)) = 0 \implies \sigma^{m+k}(\alpha) = 0 \implies \alpha \in \ker \sigma^{m+k}$ ，故 $\ker \sigma^{m+k+1} \subseteq \ker \sigma^{m+k}$ ，因此 $\ker \sigma^{m+k+1} = \ker \sigma^{m+k}$ ，故 $\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1} = \ker \sigma^{m+2} = \cdots$ 。

$$\ker \sigma^{m+3} = \dots$$

- (3) 由上一点知我们只需证 $\ker \sigma^n = \ker \sigma^{n+1}$. 反证法, 若 $\{0\} = \ker \sigma^0 \subsetneq \ker \sigma^1 \subsetneq \dots \subsetneq \ker \sigma^{n+1}$, 则这一递增链条每处严格包含于的维数必然增加 1, 因此 $\dim \ker \sigma^{n+1} \geq n+1 > n$, 但我们知道 $\ker \sigma^{n+1}$ 是 V 的子空间, 因此矛盾! 故命题成立.

□

对于像空间而言也有类似于定理 6.3 的定理, 证明方法也是类似的, 我们放在习题中供读者思考.

3. 存在正整数 m 使得 $V = \operatorname{im} \sigma^m + \ker \sigma^m$ (和前述性质思想类似, 我们放在习题中供读者思考);
4. 下列条件等价:
 - (1) $V = \ker \sigma \oplus \operatorname{im} \sigma$;
 - (2) $\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma = \{0\}$;
 - (3) $\ker \sigma = \ker \sigma^2$;
 - (4) $\operatorname{im} \sigma = \operatorname{im} \sigma^2$;
 - (5) $r(\sigma^2) = r(\sigma)$.

证明

- (1) (1) \implies (2): 由直和的定义显然;
- (2) (2) \implies (3): 由定理 6.3 可知 $\ker \sigma \subseteq \ker \sigma^2$, 又任取 $\alpha \in \ker \sigma^2$, 则

$$0 = \sigma^2(\alpha) = \sigma(\sigma(\alpha)),$$

故 $\sigma(\alpha) \in \ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma$, 即 $\sigma(\alpha) = 0$, 因此 $\alpha \in \ker \sigma$, 故 $\ker \sigma^2 \subseteq \ker \sigma$, 因此 $\ker \sigma = \ker \sigma^2$;

- (3) (3) \implies (4): 令 $\alpha \in \operatorname{im} \sigma^2$, 故存在 $\beta \in V$ 使得 $\alpha = \sigma^2(\beta) = \sigma(\sigma(\beta))$, 即 $\alpha \in \operatorname{im} \sigma$, 因此 $\operatorname{im} \sigma^2 \subseteq \operatorname{im} \sigma$, 又由 (3) 知

$$\dim \operatorname{im} \sigma^2 = n - \dim \ker \sigma^2 = n - \dim \ker \sigma = \dim \operatorname{im} \sigma,$$

因此 $\operatorname{im} \sigma^2 = \operatorname{im} \sigma$;

- (4) (4) \implies (5): 根据线性映射的秩的定义 (等于像空间维数) 显然;
- (5) (5) \implies (1): 利用先证明和为直和 (即交为 $\{0\}$) 再证等号成立的方法. 事实上 $r(\sigma^2) = r(\sigma)$ 即 $\dim \operatorname{im} \sigma^2 = \dim \operatorname{im} \sigma$, 又 (3) \implies (4) 证明了

$\text{im } \sigma^2 \subseteq \text{im } \sigma$, 故 $\text{im } \sigma = \text{im } \sigma^2$. 事实上, 设 β_1, \dots, β_s 为 $\text{im } \sigma$ 的一组基, 则

$$\text{im } \sigma^2 = \text{span}(\sigma(\beta_1), \dots, \sigma(\beta_s)),$$

由 $\dim \text{im } \sigma^2 = \dim \text{im } \sigma$ 可知 $\sigma(\beta_1), \dots, \sigma(\beta_s)$ 是 $\text{im } \sigma^2$ 的一组基, 由 $\text{im } \sigma = \text{im } \sigma^2$ 可知这也是 $\text{im } \sigma$ 的一组基. $\forall \alpha \in \ker \sigma \cap \text{im } \sigma$, 设

$$\alpha = k_1\beta_1 + \dots + k_s\beta_s,$$

由于

$$0 = \sigma(\alpha) = k_1\sigma(\beta_1) + \dots + k_s\sigma(\beta_s),$$

由 $\sigma(\beta_1), \dots, \sigma(\beta_s)$ 是一组基可知 $k_1 = \dots = k_s = 0$, 因此 $\alpha = 0$, 故 $\ker \sigma \cap \text{im } \sigma = \{0\}$, 因此和为直和. 又由定理 6.1 可知, $\dim V = \dim \ker \sigma + \dim \text{im } \sigma$, 因此 $V = \ker \sigma \oplus \text{im } \sigma$.

□

5. $\dim(\ker \sigma + \text{im } \sigma) \geq \frac{n}{2}$, 等号成立充要条件为 $\ker \sigma = \text{im } \sigma$.

证明

这一结论的证明需要结合两个维数公式. 事实上, 由线性空间维数公式有

$$\dim(\ker \sigma + \text{im } \sigma) = \dim \ker \sigma + \dim \text{im } \sigma - \dim(\ker \sigma \cap \text{im } \sigma) = n - \dim(\ker \sigma \cap \text{im } \sigma)$$

因此只需证明 $\dim(\ker \sigma + \text{im } \sigma) \geq \frac{n}{2}$.

我们用反证法, 我们知道 $\ker \sigma \cap \text{im } \sigma$ 是 $\ker \sigma$ 和 $\text{im } \sigma$ 的子空间, 因此

$$\dim(\ker \sigma \cap \text{im } \sigma) \leq \dim \ker \sigma$$

$$\dim(\ker \sigma \cap \text{im } \sigma) \leq \dim \text{im } \sigma$$

故若 $\dim(\ker \sigma + \text{im } \sigma) > \frac{n}{2}$, 则有

$$\dim \ker \sigma + \dim \text{im } \sigma > n$$

与线性映射基本定理矛盾, 因此 $\dim(\ker \sigma + \text{im } \sigma) \geq \frac{n}{2}$ 成立.

接下来我们讨论取等条件. 充分性显然, 因为此时

$$\dim \ker \sigma = \dim \text{im } \sigma = \frac{n}{2}$$

$$\ker \sigma \cap \text{im } \sigma = \ker \sigma = \text{im } \sigma$$

故

$$\dim(\ker \sigma + \operatorname{im} \sigma) = n - \dim(\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma) = \frac{n}{2}$$

成立.

接下来我们讨论必要性. 由

$$\dim(\ker \sigma + \operatorname{im} \sigma) = n - \dim(\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma)$$

可知 $\dim(\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma) = \frac{n}{2}$, 由 $\ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma$ 是 $\ker \sigma$ 和 $\operatorname{im} \sigma$ 的子空间可知

$$\begin{aligned} \dim \ker \sigma &\geq \frac{n}{2} \\ \dim \operatorname{im} \sigma &\geq \frac{n}{2} \end{aligned}$$

又由线性映射基本定理, $\dim \ker \sigma + \dim \operatorname{im} \sigma = n$, 因此

$$\dim \ker \sigma = \dim \operatorname{im} \sigma = \frac{n}{2}$$

即子空间维数与原空间相等, 故必有 $\ker \sigma = \operatorname{im} \sigma = \ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma$ 成立 (回顾线性空间 $U \subseteq V$ 且 $\dim U = \dim V$ 则 $U = V$) . □

6.4 可逆与同构

同构是直至目前线性代数中最重要的概念, 本节中我们只讨论基本的概念和性质, 在下一讲中我们将结合线性映射矩阵表示深入探讨同构的深层意义.

6.4.1 线性空间同构的概念

定义 6.2 同构

如果由线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 存在一个线性双射 σ , 则称 $V_1(\mathbf{F})$ 和 $V_2(\mathbf{F})$ 是**同构的**, 记作 $V_1(\mathbf{F}) \cong V_2(\mathbf{F})$. σ 称为 $V_1(\mathbf{F})$ 到 $V_2(\mathbf{F})$ 的一个**同构映射**.

根据定义我们发现, 同构映射实际上就是线性双射. 关于同构的概念, 我们有以下几点需要强调:

1. 特别注意: 同构是线性空间之间的关系, 同构映射才是描述线性映射的;
2. 事实上, 同构也是一种等价关系, 这一点很容易验证, 读者可以自行尝试 (可能传递性略有困难, 实际上只需说明线性双射复合后仍是线性双射即可);

3. 同构映射的逆映射也是同构映射, 即线性双射的逆映射仍然是线性双射. 除此之外, 两个同构映射的复合也是同构的. 这两个性质证明是容易的, 我们放在习题中供读者验证.
4. 对同构映射 σ , V_1 中向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 与 V_2 中对应的 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m)$ 有相同的线性相关性.

证明

我们已知一般的线性映射将线性相关的向量组映射为线性相关的向量组, 因此对于同构映射, 我们只需证明它能将线性无关的向量组映射为线性无关的向量组即可.

设 V_1 中 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 我们考察 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m)$ 的线性相关性. 设

$$c_1\sigma(\alpha_1) + c_2\sigma(\alpha_2) + \cdots + c_m\sigma(\alpha_m) = 0,$$

即

$$\sigma(c_1\alpha_1 + c_2\alpha_2 + \cdots + c_m\alpha_m) = 0.$$

因为 σ 是线性双射, 因此 σ 首先必须是单射, 因此 $\ker \sigma = \{0\}$, 所以

$$c_1\alpha_1 + c_2\alpha_2 + \cdots + c_m\alpha_m = 0$$

由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 故 $c_1 = c_2 = \cdots = c_m = 0$, 即 $\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m)$ 线性无关, 证毕. \square

这一结论比一般的线性映射更强, 对于一般的线性映射只有将线性相关的向量组映射为线性相关的向量组, 无法保证将线性无关的向量组映射为线性无关的向量组, 但同构映射可以保证, 因为它是线性双射. 这一性质也是本质的, 因为双射具有“一一对应”的属性, 因此直觉也告诉我们, 线性空间的基在线性双射(同构映射)下的像应当对应于像空间的一组基.

我们可以更进一步得到下面的结论:

定理 6.4

设 σ 是 V_1 到 V_2 的同构映射, $S_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ 是 V_1 的任意一组向量, $S_2 = \{\sigma(\alpha_1), \sigma(\alpha_2), \dots, \sigma(\alpha_m)\}$, 则 $r(S_1) = r(S_2)$, 即同构映射保持映射前后向量组秩不变.

证明

反证法. 假设 $r(S_1) \neq r(S_2)$, 我们从以下两方面导出矛盾:

- (1) 若 $r(S_1) > r(S_2)$, 取 S_1 的极大线性无关组, 记为 S'_1 , 则 $r(S'_1) = r(S_1) > r(S_2)$. 又 S'_1 在 σ 下的像 S'_2 为 S_2 的子向量组, 因此 $r(S'_2) \leq r(S_2)$. 但我们有同构映射保持线性无关性, 因此 $r(S'_2) = r(S'_1) = r(S_1) > r(S_2)$, 矛盾! 因此这种情况不可能;
- (2) 若 $r(S_1) < r(S_2)$, 取 S_2 的极大线性无关组, 记为 S'_2 , 则 $r(S'_2) = r(S_2) > r(S_1)$. 如前所述, 同构映射的逆仍为同构映射, 考虑 σ 的逆 σ^{-1} , S'_2 在 σ^{-1} 下的像 S'_1 为 S_1 的子向量组, 因此 $r(S'_1) \leq r(S_1)$. 但我们有同构映射保持线性无关性, 因此 $r(S'_1) = r(S'_2) = r(S_2) > r(S_1)$, 矛盾! 因此这种情况不可能.

□

我们讨论几个经典的一一对应的例子.

1. 第一个例子是坐标映射: 在有限维向量空间的向量的坐标一节中, 我们说明了一个向量在一组基下坐标唯一, 而一个坐标对应唯一一个向量, 并且也证明了坐标运算的线性性, 因此坐标映射是同构映射, 并且是经典的同构映射. 它可以建立起任何一个 n 维线性空间 $V(\mathbf{F})$ 与几何向量空间 \mathbf{F}^n 之间的一一对应 (同构映射), 即任意 n 维线性空间 $V(\mathbf{F}) \cong \mathbf{F}^n$. 这一点之后会强调多次, 需牢记;
2. 第二个例子将在下一讲线性映射矩阵表示中描述并证明, 目前我们只给出结论, 读者不必惊惧于不理解其中的记号, 因为下一讲的核心任务之一就是证明存在这一同构映射: 若 $\dim V_1(\mathbf{F}) = m$, $\dim V_2(\mathbf{F}) = n$, 则 $\mathcal{L}(V_1, V_2) \cong \mathbf{F}^{m \times n}$.

6.4.2 同构的等价条件

下面我们给出同构的等价条件:

定理 6.5

两个线性空间 $V_1(\mathbf{F})$ 和 $V_2(\mathbf{F})$ 同构的充要条件是它们的维数相等.

证明

必要性: 设 $V_1(\mathbf{F})$ 和 $V_2(\mathbf{F})$ 同构, 即存在线性双射 (故至少是单射) $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$. 由

线性映射基本定理,

$$\dim V_1 = \dim \ker \sigma + \dim \operatorname{im} \sigma = \dim \operatorname{im} \sigma = \dim V_2.$$

故必要性成立.

下证明充分性,即证两维数相等的线性空间之间存在线性双射. 设 $\dim V_1 = \dim V_2 = n$, 设 V_1 的一组基为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, V_2 的一组基为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$, 根据定理 5.8 可知, 我们可以定义线性映射 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$, 使得

$$\sigma(\alpha_1) = \beta_1, \sigma(\alpha_2) = \beta_2, \dots, \sigma(\alpha_n) = \beta_n. \quad (6.1)$$

接下来只需证明 σ 是线性双射即可. 事实上 σ 是单射是显然的, 因为若 $\sigma(\alpha) = 0$, 其中 $\alpha \in V_1$, 则 α 可以写为 $\alpha = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n$, 则有

$$\sigma(\alpha) = \sigma(k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n) = k_1\sigma(\alpha_1) + k_2\sigma(\alpha_2) + \dots + k_n\sigma(\alpha_n) = 0,$$

又由式 6.1 以及 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 线性无关可知 $k_1 = k_2 = \dots = k_n = 0$, 因此 $\alpha = 0$, 即 σ 是单射. 由定理 6.2 (或直接根据线性映射基本定理) 可知, σ 是线性双射, 证毕. \square

我们需要指出, 同构是目前为止最重要的概念. 它统一了前面所学的所有主干内容, 将线性空间可以按维数划分为不同的等价类, 并将抽象再升一层, 表明线性空间最本质的特点在于维数, 因为我们可以通过同构建立起对所有维数相同的线性空间之间的一一对应. 更重要的是我们可以通过坐标映射建立起任何一个 n 维线性空间 $V(\mathbf{F})$ 与几何向量空间 \mathbf{F}^n 之间的同构映射, 从而遮蔽所有线性空间自身基的特色 (例如有的线性空间中的元素是矩阵、函数、数列等), 进而可以将所有对有限维线性空间的研究转为对简单向量空间的研究. 从此以后的大部分研究中, 我们再提到线性空间, 我们只需要说出线性空间的维数, 就相当于给出了几乎所有的信息. 或许目前对上面的说法的认识还不够深刻, 但在下一讲中我们将通过线性映射矩阵表示的讨论进一步加深理解.

下面我们通过几个例题来应用同构的等价条件, 也同时进一步了解几个常见的同构的例子:

例 6.3

指出下面各组内的两个线性空间是否同构, 若同构可以进一步思考同构映射的构造:

1. 最高次不超过 $n-1$ 的多项式构成的线性空间 $\mathbf{R}[x]_n$ 与 \mathbf{R}^n ;
2. 全体复数在实数域上的线性空间 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 与 \mathbf{R}^2 ;
3. 全体二元复向量 \mathbf{C}^2 在实数域上构成的线性空间 $\mathbf{C}^2(\mathbf{R})$ 与 $\mathbf{R}[x]_4$;

4. 全体二元复向量 \mathbf{C}^2 在复数域上构成的线性空间 $\mathbf{C}^2(\mathbf{C})$ 与 $\mathcal{L}(\mathbf{R}^4, \mathbf{R})$.

解

1. 同构, 因为二者维数均为 n . 同构映射非常简单, 因为 $\mathbf{R}[x]_n$ 在基 $\{1, x, \dots, x^{n-1}\}$ 下的坐标就在 \mathbf{R}^n 中, 因此同构映射就是这一坐标映射:

$$\sigma: \mathbf{R}[x]_n \rightarrow \mathbf{R}^n, \quad a_0 + a_1x + \dots + a_{n-1}x^{n-1} \mapsto (a_0, a_1, \dots, a_{n-1}).$$

我们很容易验证这一映射是线性双射, 因此是同构映射.

2. 同构, 因为二者维数均为 2 (回忆例 3.4). 这一同构映射同上一小问理, $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 在基 $\{1, i\}$ 下的坐标就在 \mathbf{R}^2 中, 因此同构映射就是这一坐标映射:

$$\sigma: \mathbf{C}(\mathbf{R}) \rightarrow \mathbf{R}^2, \quad a + bi \mapsto (a, b).$$

事实上这就是将复数在二维平面中的表示, 我们很容易验证这一映射是线性双射, 因此是同构映射..

3. 同构, 因为二者维数均为 4. 这一同构映射也非常简单, 因为 $\mathbf{C}^2(\mathbf{R})$ 在基

$$\{(1, 0), (i, 0), (0, 1), (0, i)\}$$

下的坐标和 $\mathbf{R}[x]_4$ 在基 $\{1, x, x^2, x^3\}$ 下的坐标都在 \mathbf{R}^n 中, 可以将它们一一对应, 因此同构映射就是这一坐标映射:

$$\sigma: \mathbf{C}^2(\mathbf{R}) \rightarrow \mathbf{R}[x]_4, \quad (a + bi, c + di) \mapsto a + bx + cx^2 + dx^3.$$

我们很容易验证这一映射是线性双射, 因此是同构映射.

4. 不同构, 因为 $\mathbf{C}^2(\mathbf{C})$ 的维数为 2, 而 $\mathcal{L}(\mathbf{R}^4, \mathbf{R})$ 的维数为 4.

内容总结

本节我们重点讨论了线性映射像空间和核空间之间的关联, 核心定理就是线性映射基本定理, 一方面其证明使用的“设小扩大”的思想十分常见, 另一方面它的结论也是相当重要的, 它将线性映射的核空间和像空间的维数联系起来, 是将来讨论线性方程组一般理论的重要工具, 也可以由此导出出发空间、到达空间维数相同时, 单射、满射、双射的关联. 除此之外, 我们也基于像空间、核空间本身的性质讨论了它们更为复杂的关联, 在这些结论的证明中我们能掌握很多基本技巧, 如基于像空间、核空间定义的直和的证明、包含关系的证明等, 并且综合利用了线性空间维数公式以及本讲介绍的线性映射基本定理, 因此很适合作为加深对概念、方法理解运用的例子.

最后我们讨论了线性空间同构的概念, 同构映射保持线性相关性的特点, 以及通过维数判定有限维线性空间同构的简便方法. 同构是线性空间之间的等价关系, 它将线性空间按维数划分为不同的等价类, 从而将任意 n 维线性空间的研究转化为对向量空间 \mathbf{R}^n 的研究——事实上本节最后一个例子中构造同构映射的方法就已经体现了这一点的优越性. 同时这也表明线性空间结构的最关键因素就是维数, 线性空间之间最本质的差别就是维数不同——这便回应了上一讲开头引言部分的问题. 一组基中的元素是向量还是多项式还是函数并不重要, 重要的是只要它们维数相同, 我们就可以遮蔽掉元素的差别——因为它们都可以通过坐标映射同构于 \mathbf{R}^n , 因此一切线性空间在坐标作用下都变成了向量空间, 变成了最直观的可以用一个一个数字写出来的向量, 于是下一章我们便可以基于此将所有无论多么抽象的线性映射也表示成能用一个一个数字写出来的东西——这就是矩阵.

习题

It is not so much whether a theorem is useful that matters, but how elegant it is.

——S.Ulam

A 组

1. 证明: 同构映射的逆、复合仍然是同构映射.

B 组

1. 设 $\sigma(p(x)) = p'(x)$ (求导), $\forall p(x) \in \mathbf{R}[x]_n$.
 - (1) 证明: σ 是 $\mathbf{R}[x]_n$ 上的线性变换;
 - (2) 求 σ 的值域和 $r(\sigma)$, 说明 σ 是否可逆;
 - (3) 求 σ 的核及其维数;
 - (4) 求 $r(\sigma) + \dim \ker \sigma$, 问: $\mathbf{R}[x]_n = \ker \sigma + \operatorname{im} \sigma$ 是否成立.
2. 设 V 为有限维线性空间, $T \in \mathcal{L}(V, V)$ 且 T 不是恒等变换也不是零变换, 问: 下列情况是否可能发生? 如果可能请举例, 不可能请说明理由.
 - (1) $\operatorname{im} T \cap \ker T = \{0\}$;
 - (2) $\operatorname{im} T \subseteq \ker T$;
 - (3) $\ker T = \operatorname{im} T$;
 - (4) $\ker T \subseteq \operatorname{im} T$.
3. 若 $\sigma_1, \sigma_2 \in \mathcal{L}(V, V)$, 判断下列说法是否正确, 正确请给出证明, 反之给出反例:
 - (1) 由 $r(\sigma) + \dim \ker \sigma = n$ 可知 $V = \ker \sigma + \operatorname{im} \sigma$;

- (2) 若有 $\operatorname{im} T \cap \ker T = \{0\}$, 则 $V = \ker \sigma + \operatorname{im} \sigma$ 成立;
- (3) 因为 $\forall \alpha \in V$ 有 $(\sigma_1 + \sigma_2)(\alpha) = \sigma_1(\alpha) + \sigma_2(\alpha)$, 所以 $(\sigma_1 + \sigma_2)(V) = \sigma_1(V) + \sigma_2(V)$;
- (4) $(I - \sigma)(V) + \sigma(V) = V$, 其中 I 为恒等映射.
4. 已知 V 为有限维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$, 且 $\ker \sigma = \operatorname{im} \sigma$, 证明:
- (1) n 为偶数;
- (2) 存在 V 的一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 使得

$$\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) \begin{pmatrix} 0 & E_{\frac{n}{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

5. 设 $V(\mathbf{R})$ 是线性空间, σ 是 $V(\mathbf{R})$ 到 \mathbf{R}^3 的同构映射, 且 $\sigma(\alpha_1) = (1, 0, 1)$, $\sigma(\alpha_2) = (-2, 1, 0)$, $\sigma(\alpha_3) = (-3, 2, 1)$, $\sigma(\alpha_4) = (1, 1, 2)$.
- (1) α_1 在 $\operatorname{span}(\alpha_2, \alpha_3)$ 中吗?
- (2) 设 $W_1 = \operatorname{span}(\alpha_1, \alpha_2)$, $W_2 = \operatorname{span}(\alpha_3, \alpha_4)$, 求 $W_1 \cap W_2$.
6. 设 c_1, c_2, \dots, c_n 是 n 个互异的实常数. 证明: $\mathbf{R}[x]_n$ 到 \mathbf{R} 的一个映射 σ :

$$\sigma(p(x)) = (p(c_1), p(c_2), \dots, p(c_n))$$

是 $\mathbf{R}[x]_n$ 到 \mathbf{R} 的一个同构映射.

7. 设 σ 和 τ 分别为有限维线性空间 $U \rightarrow V$ 和 $V \rightarrow W$ 的线性映射, 证明

$$\dim \ker \sigma + \dim(\operatorname{im} \sigma \cap \ker \sigma) = \dim \ker(\tau\sigma).$$

C 组

1. 设 V 是一个 n 维线性空间, $V = W_1 \oplus W_2$, $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$. 证明: σ 可逆 $\iff V = \sigma(W_1) + \sigma(W_2)$.
2. 设 V_1, V_2, V_3 分别为 m, n, s 维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, $\tau \in \mathcal{L}(V_2, V_3)$, 则
- $$r(\sigma) + r(\tau) - n \leq r(\tau\sigma) \leq \min\{r(\sigma), r(\tau)\}.$$
3. 设 V_1 是有限维线性空间, $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, 则

$$r(\sigma + \tau) \leq r(\sigma) + r(\tau).$$

事实上前两题的结论在下一章节矩阵的秩中都会涉及, 此处有兴趣的同学可以尝试从线性映射的角度理解这两个秩不等式. 由于这是教材中小字部分内容, 一般而言不在考察范围, 如果出现且无法找到合适方式, 可以考虑化为矩阵进行证明.

4. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$, $\dim V_1 = n$, 且 $\sigma^2 = \sigma$, I 是 V 上的恒等变换. 证明:

(1) $(I - \sigma)(V) \in \ker \sigma$;

(2) $r(I - \sigma) + r(\sigma) = n$.

5. 已知 V 为有限维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$, 且 $\sigma^2 = \theta$ (零映射). 证明:

(1) σ 的像空间维数不超过 $\frac{n}{2}$;

(2) 设 A 是 σ 在某组基下的矩阵, 则方程组 $AX = 0$ 的基础解系至少有 $\frac{n}{2}$ 个解.

6. 设 $\mathbf{K} \subseteq \mathbf{F} \subseteq \mathbf{E}$ 是三个数域, 已知 \mathbf{F} 作为 \mathbf{K} 上的线性空间是 n 维的, \mathbf{E} 作为 \mathbf{F} 上的线性空间是 m 维的, 证明: \mathbf{E} 作为 \mathbf{K} 上的线性空间是 mn 维的.

线性映射矩阵表示 (I)

接下来的三讲我们将展开一个重要的承上启下的内容——线性映射矩阵表示，我们将前面逐步搭建的线性空间与线性映射的抽象转变为具象的表达——矩阵——这正是我们上一节最后内容总结中提到的利用坐标映射同构到最简单的向量空间的优越性的体现，并深入理解矩阵的表示与之前抽象概念之间的关联. 引入矩阵后，我们一方面可以成功将线性方程组（矩阵表达的形式）解的本质理论的探究与之前所学习的线性空间、线性映射结合，从而迈出了里程碑式的一步；另一方面有形的矩阵表达使得我们可以引入更多的计算技巧和工具，使我们未来的研究相对于前述章节而言更为具象.

本节我们将介绍矩阵和线性映射矩阵表示的定义，讨论如何利用线性映射的运算和矩阵表示来引入矩阵的三种基本运算：加法、数乘和乘法，并探讨它们的基本性质.

7.1 线性映射矩阵表示

定义 7.1

域 \mathbf{F} 中的 $m \times n$ 个元素 a_{ij} ($i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$) 排成 m 行 n 列的矩形数表，称为域 \mathbf{F} 上的一个 $m \times n$ 矩阵，记作

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

或简记为 $(a_{ij})_{m \times n}$ ，其中 a_{ij} 表示矩阵 A 的第 i 行第 j 列的元素.

我们有一些常用的矩阵, 例如零矩阵, 即所有元素均为 0 的矩阵, 通常记为 O ; 单位矩阵也十分常见, 它表示对角线上元素为 1, 其余元素为 0 的矩阵, 通常记为 E .

除此之外, 我们通常记域 \mathbf{F} 上的 $m \times n$ 矩阵全体为 $\mathbf{F}^{m \times n}$ 或 $\mathbf{M}_{m \times n}(\mathbf{F})$. 当 $m = n$ 时矩阵称为方阵, 域 \mathbf{F} 上全体 n 阶矩阵 (或称 n 阶方阵) 记为 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 或 $\mathbf{M}_n(\mathbf{F})$.

定义 7.2

设 $B_1 = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$ 是 $V_1(\mathbf{F})$ 的基, $B_2 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$ 是 $V_2(\mathbf{F})$ 的基. 则线性映射 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 被它作用于基 B_1 的像

$$\sigma(B_1) = \{\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)\}$$

所唯一确定, 而 $\sigma(B_1)$ 是 V_2 的子空间, 于是其中元素都可以被基 B_2 线性表示, 即

$$\begin{cases} \sigma(\varepsilon_1) = a_{11}\alpha_1 + a_{21}\alpha_2 + \cdots + a_{m1}\alpha_m \\ \sigma(\varepsilon_2) = a_{12}\alpha_1 + a_{22}\alpha_2 + \cdots + a_{m2}\alpha_m \\ \vdots \\ \sigma(\varepsilon_n) = a_{1n}\alpha_1 + a_{2n}\alpha_2 + \cdots + a_{mn}\alpha_m \end{cases}$$

我们将 $\sigma(B_1) = \{\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)\}$ 关于基 B_2 的坐标排列成矩阵 $\mathbf{M}(\sigma)$, 即

$$\mathbf{M}(\sigma) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

我们称 $\mathbf{M}(\sigma)$ 为 σ 在基 B_1 和 B_2 下的矩阵表示, 有时也称线性映射在基下的表示矩阵.

更通俗来说, 线性映射矩阵表示就是将线性映射在一组基上的像在另一组基下的坐标表示按列排列得到的结果. 这一整体过程我们也可以用如下记号表示:

$$(\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)\mathbf{M}(\sigma). \quad (7.1)$$

根据定义我们直接有如下简单的观察:

1. 线性映射矩阵表示的结果是一个 $m \times n$ 矩阵, 其中 m 是到达空间的维数, n 是出发空间的维数;
2. 若 σ 在基下矩阵表示为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 在出发空间的基的第 i 个向量在到达空间基

下的坐标为 $(a_{1i}, a_{2i}, \dots, a_{mi})$, 即矩阵 A 的第 i 列, 或写为 $\sigma(\varepsilon) = a_{1i}\alpha_1 + a_{2i}\alpha_2 + \dots + a_{mi}\alpha_m$.

例 7.1

已知 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{R}^3, \mathbf{R}^3)$ 且 $\sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2, x_1 - x_3, x_2)$

1. 求 σ 的像空间和核空间;
2. 求 σ 关于 \mathbf{R}^3 自然基的矩阵.

解

1. 求像空间和核空间的方法我们在之前已经介绍过, 我们为了计算方便取 \mathbf{R}^3 的自然基 e_1, e_2, e_3 计算有:

$$\operatorname{im} \sigma = \operatorname{span}(\sigma(e_1), \sigma(e_2), \sigma(e_3)) = \operatorname{span}((1, 1, 0), (1, 0, 1), (0, -1, 0)) = \mathbf{R}^3$$

对于核空间, 解方程 $\sigma(\alpha) = 0$ 即可. 我们也可以用更简洁的方式书写:

$$\ker \sigma = \{(x_1, x_2, x_3) \mid \sigma(x_1, x_2, x_3) = (0, 0, 0)\} = \{(0, 0, 0)\}$$

即方程只有零解, 核空间可以记为 $\ker \sigma = \{0\}$ (只含零元的空间的一般记法).

2. 我们根据定义 7.2, 应先写出 σ 在出发空间一组基 (按题目要求是 \mathbf{R}^3 自然基) 下的像, 并将像表示为到达空间基 (按题目要求是 \mathbf{R}^3 自然基) 的线性组合, 即

$$\begin{aligned}\sigma(e_1) &= (1, 1, 0) = e_1 + e_2 = (e_1, e_2, e_3) \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\ \sigma(e_2) &= (1, 0, 1) = e_1 + e_3 = (e_1, e_2, e_3) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \\ \sigma(e_3) &= (0, -1, 0) = -e_2 = (e_1, e_2, e_3) \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

接下来我们把坐标依次按列称矩阵就得到了本题需要求解的矩阵：

$$\mathbf{M}(\sigma) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

有趣的是，在结合我个人的学习经历以及过往辅学的经验后，我总结出了第二问的一种常见的错误解法，这里我需要加粗强调，下面这种解法是**完全错误的!!!** 这里展示这一解法是为了让读者将前面所学的知识完全厘清：

解

$$(\text{错误解法!!!}) \sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2, x_1 - x_3, x_2) = (x_1, x_2, x_3) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

我们惊奇地发现，这一结果和我们前面得到的标准答案在向量的排列方式上发生了变化，即标准答案的 1、2、3 行变为了这里的 1、2、3 列，我们需要强调两点：

1. 为什么这种解法是错误的：我们可以直接比较式 7.1 和这一解法中，式 7.1 的等号左边是 n 个向量在 σ 下的像，而上述解法 $\sigma(x_1, x_2, x_3)$ 只是 σ 在一个向量下的像，这显然是不一样的!!! 同样，等号右边括号内式 7.1 是到达空间的一组基，而上述解法中仍然只是一个向量。我们从未定义过这样解题的结果是什么，所以千万不能做这种无意义的事!!!

容易导致混淆的原因可能在于 (x, y, z) 向量是排列成一行的，可能看起来和 (e_1, e_2, e_3) 有点相似，但如果我们将后者拆分成 $((1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1))$ ，你还会混淆吗？

2. 为什么会出现行列互换这样的错误：事实上

$$\sigma(x, y, z) = \sigma(xe_1 + ye_2 + ze_3) = x\sigma(e_1) + y\sigma(e_2) + z\sigma(e_3) = (x, y, z) \begin{pmatrix} \sigma(e_1) \\ \sigma(e_2) \\ \sigma(e_3) \end{pmatrix},$$

这里将 $\sigma(e_1), \sigma(e_2), \sigma(e_3)$ 的结果按行排列成矩阵，而标准答案是将 $\sigma(e_1), \sigma(e_2), \sigma(e_3)$ 在 \mathbf{R}^3 自然基下的坐标按列排列成矩阵，回忆 \mathbf{R}^n 向量在自然基下坐标是其本身这一性质，标准答案就是将 $\sigma(e_1), \sigma(e_2), \sigma(e_3)$ 按列排列成矩阵，由此我们解释了行列互换发生的原因。

这也就是为什么我强调读者不要参考教材 102 页例 3 求解像空间的方法来求解像空间——很容易导致这里矩阵表示犯这样的错误，并且容易导致初学时无法区分求解像空间和

线性映射矩阵表示的方法. 在这里我必须再次强调: 在没有完全熟练掌握这些概念和方法前, 不要乱用方法!!!

还需要强调的一点是, 教材 121 页例 2 中介绍了旋转变换的矩阵表示, 即 \mathbf{R}^2 中向量绕原点按逆时针方向旋转 θ 角的变换关于 \mathbf{R}^2 的自然基的矩阵表示为

$$\mathbf{M}(\sigma) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$$

这一形式可以记忆, 在之后会多次出现.

7.2 $\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 与矩阵空间的同构

7.2.1 矩阵的加法和数乘

本节我们将完善上一讲中同构的例子的细节, 即若 $\dim V_1(\mathbf{F}) = m$, $\dim V_2(\mathbf{F}) = n$, 则 $\mathcal{L}(V_1, V_2) \cong \mathbf{F}^{m \times n}$, 其中 $\mathbf{F}^{m \times n}$ 表示全体 $m \times n$ 矩阵构成的线性空间.

要证明这一结论, 首先要说明全体 $m \times n$ 矩阵关于某种运算的确构成线性空间, 这里的运算——即矩阵的加法和数乘还需要我们来定义. 我们有一个非常自然的想法——既然 $V_1 \rightarrow V_2$ 的全体线性映射关于线性映射加法和数乘构成线性空间, 那么我们也许可以利用线性映射加法与数乘运算的矩阵表示来定义加法和数乘运算.

我们首先回顾线性映射的加法和数乘运算: 设 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$, 规定 σ 与 τ 之和及 λ 与 σ 的数乘 $\lambda\sigma$ 分别为

$$\begin{aligned} (\sigma + \tau)(\alpha) &= \sigma(\alpha) + \tau(\alpha), \quad \forall \alpha \in V_1 \\ (\lambda\sigma)(\alpha) &= \lambda(\sigma(\alpha)), \quad \forall \alpha \in V_1 \end{aligned}$$

回顾线性映射的矩阵表示, 我们实际上是要计算出线性映射在出发空间一组基下的像在到达空间一组基下的坐标然后按列排列. 我们取 V_1 的基 $B_1 = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n\}$, V_2 的基 $B_2 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m\}$, 假设 σ 和 τ 在 B_1 和 B_2 下的矩阵分别为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 和 $B = (b_{ij})_{m \times n}$, 则

$$\begin{aligned} \sigma(\varepsilon_i) &= a_{1i}\alpha_1 + a_{2i}\alpha_2 + \dots + a_{mi}\alpha_m \\ \tau(\varepsilon_i) &= b_{1i}\alpha_1 + b_{2i}\alpha_2 + \dots + b_{mi}\alpha_m. \end{aligned}$$

因此

$$(\sigma + \tau)(\varepsilon_i) = (a_{1i} + b_{1i})\alpha_1 + (a_{2i} + b_{2i})\alpha_2 + \dots + (a_{mi} + b_{mi})\alpha_m, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

即 $(\sigma + \tau)$ 矩阵表示 $\mathbf{M}(\sigma + \tau)$ 的第 i 列元素为 A 和 B 的第 i 列对应元素相加. 由于 i 是任取的, 因此 $(\sigma + \tau)$ 的矩阵表示每一列都是 A 和 B 同一列对应元素相加, 实际上对于整个矩阵而言就是矩阵相同位置元素相加, 即

$$\begin{aligned}\mathbf{M}(\sigma + \tau) &= \begin{pmatrix} a_{11} + b_{11} & a_{12} + b_{12} & \cdots & a_{1n} + b_{1n} \\ a_{21} + b_{21} & a_{22} + b_{22} & \cdots & a_{2n} + b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} + b_{m1} & a_{m2} + b_{m2} & \cdots & a_{mn} + b_{mn} \end{pmatrix} \\ &\triangleq \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mn} \end{pmatrix} \\ &= \mathbf{M}(\sigma) + \mathbf{M}(\tau).\end{aligned}$$

式中 \triangleq 表示定义, 即定义矩阵加法为矩阵对应元素相加. 同理, 我们也可以通过线性映射的数乘定义矩阵数乘运算如下:

$$\mathbf{M}(\lambda\sigma) = \begin{pmatrix} \lambda a_{11} & \lambda a_{12} & \cdots & \lambda a_{1n} \\ \lambda a_{21} & \lambda a_{22} & \cdots & \lambda a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda a_{m1} & \lambda a_{m2} & \cdots & \lambda a_{mn} \end{pmatrix} \triangleq \lambda \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \lambda \mathbf{M}(\sigma).$$

事实上这非常符合我们对于矩阵加法和数乘的幻想, 即矩阵加法就是对应元素相加, 矩阵数乘就是对应元素乘以一个数.

在利用线性映射的加法和数乘定义了非常自然的矩阵加法和数乘后, 我们需要验证 $m \times n$ 矩阵全体关于这两种运算构成线性空间. 这里我们只需回顾线性空间运算的八条要求然后逐一验证即可, 实际上非常简单, 因此不在此赘述.

7.2.2 同构的说明

在上一小节中我们定义了矩阵的加法和数乘运算, 也验证了全体 $m \times n$ 矩阵关于这两种运算构成线性空间 $\mathbf{F}^{m \times n}$, 接下来我们需要讨论的是对于 n 维线性空间 V_1 和 m 维线性空间 V_2 , $\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 与 $\mathbf{F}^{m \times n}$ 的同构. 即我们需要定义一个线性双射 $\varphi: \mathcal{L}(V_1, V_2) \rightarrow \mathbf{F}^{m \times n}$. 事实上我们只需要很自然地利用线性映射矩阵表示定义, 即定义

$$\varphi(\sigma) = \mathbf{M}(\sigma),$$

也就是说 φ 将线性映射 σ 映射为其矩阵表示. 接下来需要验证 φ 是线性双射.

1. 线性性是显然的, 因为根据矩阵加法和数乘的定义, 我们有

$$\begin{aligned}\varphi(\sigma + \tau) &= \mathbf{M}(\sigma + \tau) = \mathbf{M}(\sigma) + \mathbf{M}(\tau) = \varphi(\sigma) + \varphi(\tau) \\ \varphi(\lambda\sigma) &= \mathbf{M}(\lambda\sigma) = \lambda\mathbf{M}(\sigma) = \lambda\varphi(\sigma).\end{aligned}$$

2. 双射也是显然的:

- (1) 对于单射性, 我们考察 φ 的核空间 $\ker \varphi$ 中的元素 σ , 即 σ 在基下的矩阵表示为零矩阵, 那么 σ 必然为零映射, 因为它将所有基映射为 0, 故必然将所有出发空间元素映射为 0, 因此核空间为 $\{0\}$, 单射成立;
- (2) 对于满射性, 我们需要为任意 $m \times n$ 矩阵 $(a_{ij})_{m \times n}$ 找到一个线性映射, 使得这一矩阵为这一线性映射在基下的矩阵表示. 事实上, 给定基和矩阵表示, 我们就知道了线性映射在出发空间的基下的像——因为给定到达空间的基和矩阵就给出了线性映射在出发空间的基在到达空间的基下的坐标. 然后根据定理 5.8 知我们一定能找到这一映射, 故满射性成立.

由此我们证明了 $\mathcal{L}(V_1, V_2) \cong \mathbf{F}^{m \times n}$. 而我们很容易知道, $\mathbf{F}^{m \times n}$ 的维数为 mn , 因为 $m \times n$ 个只有一个元素为 1, 其余元素为 0 的 $m \times n$ 矩阵显然是其一组基 (线性无关和张成性质都是显然的), 由此我们也得到了 $\dim \mathcal{L}(V_1, V_2) = mn$.

7.3 线性映射的复合与矩阵乘法

7.3.1 矩阵乘法的定义与基本性质

由于篇幅的限制, 我们这里不再将教材中已有的内容重复. 教材 124–125 页的推导通过线性映射的复合运算定义了矩阵的乘法运算. 总结而言, 计算矩阵 A 和 B 的乘法时要求 A 的列数等于 B 的行数, 且矩阵 A 与 B 相乘结果中第 i 行第 j 列元素为矩阵 A 的第 i 行与矩阵 B 的第 j 列对应位置元素相乘后求和的结果, 即对于 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 和 $B = (b_{ij})_{n \times l}$, 我们记矩阵 $C = AB = (c_{ij})_{m \times l}$, 有

$$c_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} \quad (i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, l).$$

例 7.2

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & -3 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} 0 & 3 \\ 1 & 2 \\ 3 & 1 \end{pmatrix}$, 求 AB 和 BA .

解

见教材 126 页例 1.

教材 125 页下方也介绍了几个矩阵运算的基本性质:

1. $(AB)C = A(BC)$ (结合律)
2. $\lambda(AB) = (\lambda A)B = A(\lambda B)$, $\lambda \in \mathbf{F}$
3. $A(B + C) = AB + AC$ (左分配律)
4. $(B + C)P = BP + CP$ (右分配律)

证明方法十分简单暴力: 直接设出矩阵元素然后暴力计算证明等号两边对应位置 (如第 i 行第 j 列元素) 相等即可. 125 页下方给出了结合律的证明, 感兴趣的同学可以参考, 实际上记住结论即可.

实际上, 由矩阵加法和乘法满足的运算律可知, 全体 n 阶方阵构成的集合 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 关于矩阵加法和乘法构成环.

在本节最后, 我们有四个非常重要的问题需要仔细探讨:

1. 在有了矩阵乘法的定义后, 高斯消元法中我们将线性方程组简记为 $AX = b$ 实际上是相当自然的, 除此之外, 我们将向量坐标表示为列向量的形式, 例如

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

这也是符合矩阵乘法定义的一种习惯 (虽然基一般不是数域 \mathbf{F} 中的元素).

2. 事实上, 在这里我们可以看出求解线性方程组和线性映射之间的关联. 我们设 $AX = b$ 的解为

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

由 $AX = b$ 和线性映射矩阵表示, 我们有

$$(\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m) A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = b \quad (7.2)$$

即 $x_1\sigma(\varepsilon_1) + x_2\sigma(\varepsilon_2) + \dots + x_n\sigma(\varepsilon_n) = b$, 即

$$\sigma(x_1\varepsilon_1 + x_2\varepsilon_2 + \dots + x_n\varepsilon_n) = b. \quad (7.3)$$

由此我们将线性方程组的求解问题和找到线性映射到达空间中某个向量在出发空间中像的坐标联系起来了, 即将求解 $AX = b$ 和求解 $\sigma(a) = b$ 联系起来了, 只是我们求解后者后还要求出 a 在矩阵表示基下的坐标.

若前述 $b = 0$, 则我们将齐次线性方程组的解空间与线性映射的核空间联系起来了, 即线性映射的核空间中元素在一组基下的向量就是这一线性映射在这组基下的矩阵表示作为系数矩阵的线性方程组的解. 这一联系将在朝花夕拾中有更深入的讨论.

3. 我们可以更进一步理解矩阵乘法. 假设矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 与 $B = (b_{ij})_{n \times l}$ 相乘, 我们有如下结论:

- (1) 乘积的第 k 列等于 A 乘以 B 的第 k 列, 乘积的第 j 行等于 A 的第 j 行乘以 B , 这一点根据矩阵乘法计算方式显然;
- (2) 乘积的每一列都是矩阵 A 各列的线性组合, 每一行都是矩阵 B 各行的线性组合. 我们简要说明前者, 后者理由类似. 我们考察乘积的每一列, 由 1 可知乘积的第 k 列等于 A 乘以 B 的第 k 列, 我们展开写乘积矩阵 $C = (c_{ij})_{m \times l}$ 第 k 列的结果:

$$\begin{aligned} c_{1k} &= a_{11}b_{1k} + a_{12}b_{2k} + \dots + a_{1n}b_{nk} \\ c_{2k} &= a_{21}b_{1k} + a_{22}b_{2k} + \dots + a_{2n}b_{nk} \\ &\vdots \\ c_{mk} &= a_{m1}b_{1k} + a_{m2}b_{2k} + \dots + a_{mn}b_{nk} \end{aligned}$$

我们将上面的行进行组合, 写成列向量形式, 即

$$\begin{pmatrix} c_{1k} \\ c_{2k} \\ \vdots \\ c_{mk} \end{pmatrix} = b_{1k} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix} + b_{2k} \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \vdots \\ a_{m2} \end{pmatrix} + \dots + b_{nk} \begin{pmatrix} a_{1n} \\ a_{2n} \\ \vdots \\ a_{mn} \end{pmatrix}$$

由此我们将乘积的列表示成了矩阵 A 各列的线性组合.

4. 之后我们会经常看见两种记号, 即

$$\begin{aligned}(\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)) &= (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)A \\ \sigma(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) &= (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)A\end{aligned}$$

教材中两个记号是等价的, 这只是记号上的差别, 含义完全相同. 但是在之后我们还会看到一个很特别的书写方式

$$(\sigma(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n))B = \sigma((\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)B)$$

教材不加解释地使用了这一等式, 这容易导致读者的困惑, 因此我们这里简要说明它们的确是等价的, 从而接下来读者可以放心地自由使用这一结论.

根据上述的第一个性质可知, 我们只需要证明对 B 的某一列上式成立即可, 因为乘法结果是列与列对应的. 我们设 B 的第 k 列为

$$B_k = \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{nk} \end{pmatrix}$$

则

$$\begin{aligned}(\sigma(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)) \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{nk} \end{pmatrix} &= (\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \dots, \sigma(\varepsilon_n)) \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{nk} \end{pmatrix} \\ &= b_{1k}\sigma(\varepsilon_1) + b_{2k}\sigma(\varepsilon_2) + \dots + b_{nk}\sigma(\varepsilon_n) \\ &= \sigma(b_{1k}\varepsilon_1 + b_{2k}\varepsilon_2 + \dots + b_{nk}\varepsilon_n) \\ &= \sigma((\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{nk} \end{pmatrix})\end{aligned}$$

故得证.

事实上矩阵乘法有很多和数的乘法重要的不同, 我们在此特别指出供读者参考:

- (1) 矩阵乘法不一定满足交换律 (即 AB 不一定等于 BA , 事实上随手写两个矩阵, 很大的概率就是不交换的). 因此实数的完全平方公式代入矩阵不一定成立, 即很多时候 $(A+B)^2 = A^2 + AB + BA + B^2 \neq A^2 + 2AB + B^2$;

- (2) 但是注意数量矩阵 (即对角线上元素都相等, 其余均为 0, 单位矩阵是其特例) 和任何矩阵相乘都是可交换的, 这一点在矩阵求幂时很有用;
- (3) $A \neq O$ 且 $B \neq O$ 不能推出 $AB \neq O$. 例如线性方程组 $AX = 0$ 有非零解, 若 B 的各列均为方程非零解, 则 $AB = O$.
- (4) 消去律也不一定满足: 即 $AB = AC$ 不一定 $A = B$. 原因在于 $AB = AC \implies A(B - C) = O$, 由 (3) 可知不一定 $B = C$.

7.3.2 矩阵多项式

我们在线性空间中已经介绍过, 我们一般用 $\mathbf{F}[x]_{m+1}$ 表示数域 \mathbf{F} 上的次数最高为 m 的多项式全体, 其中的元素我们一般记为

$$p(x) = a_m x^m + a_{m-1} x^{m-1} + \cdots + a_1 x + a_0, \quad a_i \in \mathbf{F} \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

事实上这里的自变量不一定需要是一个数, 也可以是线性映射或者矩阵. 例如线性映射 $\sigma: V \rightarrow V$ 构成的 m 次多项式可以记为

$$p(\sigma) = a_m \sigma^m + a_{m-1} \sigma^{m-1} + \cdots + a_1 \sigma + a_0 I$$

其中 σ^i 表示 σ 复合 i 次, I 表示恒等映射. 我们很容易说明当 σ 在 V 的一组基下矩阵表示为 A 时, $p(\sigma)$ 在同一组基下的矩阵表示为

$$p(A) = a_m A^m + a_{m-1} A^{m-1} + \cdots + a_1 A + a_0 E,$$

其中 E 表示单位矩阵. 由此我们便得到了矩阵多项式的定义, 我们有如下几点需要强调:

1. 这里我们要求 σ 是线性变换 (即出发空间和到达空间一致), 事实上也并不必要, 只需出发空间和到达空间维数相同即可, 因为我们的目的是保证矩阵的幂次可以定义 (即 A 和 A 可乘, 因此 A 的行列数一致);
2. 上面的定义隐含: $\sigma^0 = I$, $A^0 = E$;
3. $A^k A^m = A^{k+m}$, $(A^k)^m = A^{km}$, 其中 A 为方阵, k, m 为任意整数. 负整数对应于逆矩阵的情况, 下一讲会作进一步解释.

例 7.3

展开矩阵多项式 $(A + \lambda E)^n$.

解

由于 A 与 E 是可交换的, 并且 $A^n E^m = A^n$ 显然成立, 因此我们结合中学学过的二项式展开, 得到结果:

$$\begin{aligned}(A + \lambda E)^n &= \sum_{i=0}^n C_n^i A^i (\lambda E)^{n-i} \\ &= \sum_{i=0}^n C_n^i \lambda^{n-i} A^i E^{n-i} \\ &= \sum_{i=0}^n C_n^i \lambda^{n-i} A^i.\end{aligned}$$

例 7.4

设 $f(x), g(x) \in \mathbf{F}[x]$, $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$. 证明:

1. $f(A)g(A) = g(A)f(A)$;
2. 如果 $AB = BA$, 则 $f(A)g(B) = g(B)f(A)$;

解

我们可以直接证明第二点, 因为第一点是第二点的特例. 设 $f(x) = \sum_{i=0}^m a_i x^i$, $g(x) =$

$\sum_{j=0}^s b_j x^j$, $A^0 = B^0 = E$, 则

$$\begin{aligned}f(A)g(B) &= \sum_{i=0}^m a_i A^i \cdot \sum_{j=0}^s b_j B^j \quad (AB = BA) \\ &= \sum_{k=0}^{m+s} \sum_{i+j=k} a_i b_j A^i B^j = \sum_{k=0}^{m+s} \sum_{i+j=k} b_j a_i B^j A^i \\ &= g(B)f(A).\end{aligned}$$

事实上由于 $A \cdot A = A \cdot A$, 因此 $f(A)g(A) = g(A)f(A)$ 只是上面证明的结论的特例.

7.4 一组例题

在介绍了矩阵乘法后，我们可以进一步审视线性映射矩阵表示的定义. 我们来看一组初学时可能混淆或者不理解的例子，从而加深对概念的理解：

例 7.5

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ -1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 5 \end{pmatrix}$ 为两个三维线性空间之间的线性映射 σ 对应的矩阵，求 σ 的像空间和核空间.

(注：本题没有给出线性映射出发空间和到达空间的基，读者可以任意假设.)

解

求解像空间和核空间，仍然是原先介绍的方法，虽然本题没有给出线性映射的直接定义，但矩阵表示也能给我们足够的信息. 我们设这一矩阵表示的线性映射为 σ ，且

$$(\sigma(\varepsilon_1), \sigma(\varepsilon_2), \sigma(\varepsilon_3)) = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)A$$

根据线性映射矩阵表示的定义，我们知道矩阵表示就是线性映射在出发空间一组基下的像在到达空间一组基下的坐标按列排列，因此

$$\sigma(\varepsilon_1) = \alpha_1 - \alpha_2 + \alpha_3$$

$$\sigma(\varepsilon_2) = 2\alpha_2 + 2\alpha_3$$

$$\sigma(\varepsilon_3) = 2\alpha_1 + \alpha_2 + 5\alpha_3$$

因此 $\text{im } \sigma = \text{span}(\alpha_1 - \alpha_2 + \alpha_3, 2\alpha_2 + 2\alpha_3, 2\alpha_1 + \alpha_2 + 5\alpha_3)$ ，然后求解极大线性无关组即可，结果为 $\text{im } \sigma = \text{span}(\alpha_1 - \alpha_2 + \alpha_3, 2\alpha_2 + 2\alpha_3)$

这里求解极大线性无关组的方法我们可以回忆例 3.9，我们先将三个向量转化为到达空间基下坐标，然后求解极大线性无关组，最后把基添加回来即可. 实际上我们会发现，这里的三个坐标就是矩阵 A 的三个列向量（因为矩阵表示就是线性映射在出发空间一组基下的像在到达空间一组基下的坐标按列排列），因此我们只需要求解矩阵 A 的列向量的极大线性无关组 $(1, -1, 1), (0, 2, 2)$ ，然后再将到达空间的基添加回来即可.

然后求解核空间，我们设 $\sigma(\varepsilon) = 0$ ，将 ε 写成出发空间基的表示后事实上就

是式 7.3 的形式, 我们已说明这一形式与式 7.2 等价, 因此我们只需求解 $AX = 0$ 然后代回出发空间的基即可, 最终结果为 $\ker \sigma = \text{span}(4\varepsilon_1 + 3\varepsilon_2 - 2\varepsilon_3)$.

总结一下, 此类题目求解像空间实际上就是求出矩阵列向量的极大线性无关组, 然后记得把基添加回来. 求解核空间只需求解齐次线性方程组 $AX = 0$ 即可.

例 7.6

已知 3 阶矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & -1 \end{pmatrix}$. 定义 $\mathbf{R}^{3 \times 3}$ 上的线性变换 $\sigma(X) = AX$, $X \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$. 求 σ 的像和核.

解

核空间求解较为简单, 我们先求解核空间. 我们首先求解线性方程组 $AY = 0$, 其中 Y 为列向量, 解得其基础解系为 $\eta = (1, 0, -1)^T$.

记 $X = (X_1, X_2, X_3)$, 则 $X \in \ker \sigma$ 即 $AX = (AX_1, AX_2, AX_3) = O$, 即 $AX_1 = AX_2 = AX_3 = 0$, 因此 X_1, X_2, X_3 都能由 η 线性表出, 故

$$X = (k_1\eta, k_2\eta, k_3\eta) = \begin{pmatrix} k_1 & k_2 & k_3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -k_1 & -k_2 & -k_3 \end{pmatrix}, \quad k_1, k_2, k_3 \in \mathbf{R},$$

即 $X = k_1 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} + k_2 \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} + k_3 \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$, 即 $\ker \sigma$ 中所有元素

均可由这三个矩阵线性表示, 并且这三个矩阵显然线性无关, 因此核空间就是这三个矩阵的线性组合, 且核空间维数为 3.

注意到 $\mathbf{R}^{3 \times 3}$ 的一组基为 $E_{11}, E_{12}, E_{13}, E_{21}, E_{22}, E_{23}, E_{31}, E_{32}, E_{33}$, 其中 E_{ij} 表示第 i 行第 j 列元素为 1, 其余元素为 0 的矩阵, 例如 $E_{23} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$.

根据 σ 的定义我们可以求得 $\sigma(E_{11}) = \sigma(E_{31}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\sigma(E_{12}) = \sigma(E_{32}) =$

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \sigma(E_{13}) = \sigma(E_{33}) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \sigma(E_{21}) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \sigma(E_{22}) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \sigma(E_{23}) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

所以 σ 的像空间为上述六个矩阵线性扩张而成的空间, 即 $\text{im } \sigma = \text{span}(\sigma(E_{11}), \sigma(E_{12}), \sigma(E_{13}), \sigma(E_{21}), \sigma(E_{22}), \sigma(E_{23}))$. 又由定理 6.1 可知, $\dim \text{im } \sigma = n - \dim \ker \sigma = 6$, 因此像空间就是这六个矩阵线性扩张而成的空间.

实际上, 例 7.5 和例 7.6 都属于已知映射求像和核的题目, 求解方法仍然是原先介绍的方法, 只是例 7.5 没有像例 7.1 或例 7.6 给出了线性映射的定义, 而是给出矩阵表示, 但这也完全不影响我们的求解.

内容总结

本讲是至关重要的一讲, 因为我们尝试利用坐标映射将之前抽象的线性空间和线性映射转化为具象的数字表达, 使得我们之后的研究更加具体. 我们首先介绍了线性映射矩阵表示的概念, 给出了一个重要的例子, 同时从反面给出了错误解法, 希望读者务必厘清这其中涉及的各种概念和方法. 接下来我们证明了线性映射构成的线性空间与矩阵构成的线性空间同构, 同时引入了矩阵的加法和数乘——这与线性映射的加法和数乘是完全对应的. 最后我们通过线性映射的复合引入了矩阵乘法, 介绍了矩阵乘法的性质 (特别注意与数的乘法不同的点, 例如不一定交换, 不一定可消去等), 介绍了矩阵多项式的计算——这与中学里学习的因式分解、二项式展开等较为相关. 当然介绍矩阵乘法时我们也说明了线性方程组如何用矩阵乘法表示, 说明了矩阵乘法左乘和右乘与行、列线性组合的关联, 也阐释了两个记号的统一性, 这些都是希望读者能够理解的, 因为一般教材对于这些内容都持“默认”态度, 但实践中发现同学们存在较多问题, 因此在此都进行了详细讲解.

习题

在数学的天地里, 重要的不是我们知道什么, 而是我们怎么知道什么。

——毕达哥拉斯

A 组

1. 证明: 若 $AB = BA$, $AC = CA$, 则 A, B, C 为同阶方阵, 且

$$A(BC) = (BC)A, \quad A(B+C) = (B+C)A.$$

2. A, B 都是 n 阶矩阵, 求下列等式成立的充分条件:

$$(1) (A+B)^3 = A^3 + 3A^2B + 3AB^2 + B^3;$$

$$(2) (A+B)(A-B) = A^2 - B^2.$$

B 组

1. 设 $B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是实数域 \mathbf{R} 上的线性空间 V 的一组基, $T \in L(V)$, $T(\beta_1) = \beta_2, T(\beta_2) = \beta_3, \dots, T(\beta_{n-1}) = T(\beta_n), T(\beta_n) = \sum_{i=1}^n a_i \beta_i (a_i \in \mathbf{R})$, 求 T 关于基 B 的表示矩阵, 并求在什么条件下 T 是同构映射.

2. 已知 $f_1 = 1 - x, f_2 = 1 + x^2, f_3 = x + 2x^2$ 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 中三个元素, σ 是 $\mathbf{R}[x]_3$ 上的线性变换且满足 $\sigma(f_1) = 2 + x^2, \sigma(f_2) = x, \sigma(f_3) = 1 + x + x^2$.

(1) 证明: f_1, f_2, f_3 构成 $\mathbf{R}[x]_3$ 的一组基;

(2) 求 σ 在基 f_1, f_2, f_3 下的矩阵;

(3) 设 $f = 1 + 2x + 3x^2$, 求 $\sigma(f)$.

3. 设 $V = \mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 是 \mathbf{R} 上所有 2×2 矩阵构成的实数域上的线性空间. 已知

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ \lambda & 1 \end{pmatrix} (\lambda \in \mathbf{R}), \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & -1 \end{pmatrix}$$

(1) 证明: $\varphi(X) = AXB$ 为 V 上的线性变换;

(2) 证明: $\lambda \neq -1$ 时, φ 为可逆线性变换;

(3) $\lambda = -1$ 时, 求 φ 的像空间和核空间;

(4) 将 (3) 中的值域扩充为 V 的一组基, 并求 φ 在这组基下的矩阵.

4. 设矩阵空间 $\mathbf{R}^{2 \times 2}$ 的子空间为

$$V = \{X = (x_{ij})_{2 \times 2} \mid x_{11} + x_{12} + x_{21} = 0, x_{ij} \in \mathbf{R}\}$$

V 中的线性变换为 $\sigma(X) = X + X^T$, 求 V 的一组基, 使得 σ 在该基下的矩阵表示为对角矩阵.

5. 设 $\mathbf{R}[x]_4$ 是数域 \mathbf{R} 上次数小于 4 的多项式所构成的线性空间 (约定零多项式次数为 $-\infty$). $\mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 是 \mathbf{R} 上 2 阶方阵所构成的线性空间. 定义 $T: \mathbf{R}[x]_4 \rightarrow \mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 如下: 对 $f(x) \in \mathbf{R}[x]_4$,

$$T(f(x)) = \begin{pmatrix} f(0) & f(1) \\ f(-1) & f(0) \end{pmatrix}$$

(1) 求出 T 的核空间 $N(T)$ 和像空间 $R(T)$;

(2) 求 T 在 $\mathbf{R}[x]_4$ 和 $\mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 的基下的矩阵表示.

6. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 \\ 0 & -4 & 2 \end{pmatrix}$, $\xi_1 = (-1, 1, -2)^T$.

(1) 求满足 $A\xi_2 = \xi_1$ 及 $A^2\xi_3 = \xi_1$ 的所有 ξ_2, ξ_3 ;

(2) 证明: ξ_1, ξ_2, ξ_3 线性无关.

7. 已知三维线性空间 V 的线性变换 σ 关于基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 所对应的矩阵为

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

(1) 求 σ 在基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 下对应的矩阵 B , 其中:

$$\beta_1 = 2\alpha_1 + \alpha_2 + 3\alpha_3, \quad \beta_2 = \alpha_1 + \alpha_2 + 2\alpha_3, \quad \beta_3 = -\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3$$

(2) 求 σ 的值域 $\sigma(V)$ 和核 $\ker \sigma$;

(3) 把 $\sigma(V)$ 的基扩充为 V 的基, 并求 σ 在这组基下对应的矩阵;

(4) 把 $\ker \sigma$ 的基扩充为 V 的基, 并求 σ 在这组基下对应的矩阵.

8. 若 $f(x)$ 是 x 的实系数 m 次多项式:

$$f(x) = a_m x^m + a_{m-1} x^{m-1} + \cdots + a_1 x + a_0$$

则有矩阵多项式:

$$f(A) = a_m A^m + a_{m-1} A^{m-1} + \cdots + a_1 A + a_0 E$$

其中 $A^0 = E$.

(1) 若 A 为对角矩阵 $B = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$, 证明: $f(A) = \begin{pmatrix} f(\lambda_1) & 0 \\ 0 & f(\lambda_2) \end{pmatrix}$;

(2) 若 $A = P^{-1}BP$, 证明: $f(A) = Pf(B)P^{-1}$.

C 组

1. 若 n 阶方阵 A_1, A_2, \dots, A_m 满足 $A_i^2 \neq O$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 且当 $i \neq j$ 时 $A_i A_j = O$, 证明: $m \leq n$.

线性映射矩阵表示 (II)

可逆性是矩阵的一个重要性质，我们将在本节讨论矩阵的可逆性及其运算性质. 除此之外，我们还会介绍积空间和商空间，以及其上定义的线性映射和矩阵表示作为综合应用，特别是商空间能给我们一定的启示并且在未来更深入的数学学习中非常重要.

8.1 矩阵的逆

8.1.1 基本概念

要引入矩阵的逆的概念，我们需要首先讨论线性映射的逆. 我们这里给出线性映射的逆的定义：

定义 8.1 线性映射的逆

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$. 若存在 $\tau \in \mathcal{L}(V_2, V_1)$ 使得 $\sigma\tau = I_{V_2}$ 且 $\tau\sigma = I_{V_1}$ ，则称 σ **可逆**，并称 τ 为 σ 的逆映射.

其中 I_{V_1} 和 I_{V_2} 分别是 V_1 和 V_2 上的恒等映射.

在之前有关线性映射基本定理的讨论中，我们提到了双射的概念. 事实上，在映射的语境下，双射与可逆是完全等价的. 我们有如下定理：

定理 8.1

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ ，则 σ 可逆 $\iff \sigma$ 是双射.

因此在本讲义的语境下，双射与可逆是完全等价的. 关于这一定理我们有如下说明：

1. 定理证明不属于本讲义需要覆盖的内容, 相信一般的微积分或数学分析教材都会涉及;
2. 这一定理事实上不一定针对线性映射, 对于函数而言也有双射与可逆等价, 只是在函数的语境下逆映射被称为反函数;
3. 由于双射要求单射和满射, 而单射性与核空间维数为 0 等价, 由线性映射基本定理, 双射应有出发空间维数等于像空间维数, 而满射性要求像空间维数等于到达空间维数, 因此双射要求出发空间和到达空间必须维数相同.

在**定义 8.1**的语境下, 我们取 V_1 的一组基 $B_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$, V_2 的一组基 $B_2 = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ (特别注意根据我们上述讨论两个空间维数一致), 则 σ 关于 B_1 和 B_2 的矩阵为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, τ 关于 B_2 和 B_1 的矩阵为 $B = (b_{ij})_{n \times m}$.

我们知道线性映射的复合对应矩阵乘法, 因此 $\tau\sigma : V_1 \rightarrow V_1$ 关于 V_1 的基 B_1 和 $\sigma\tau : V_2 \rightarrow V_2$ 关于 V_2 的基 B_2 对应的矩阵分别为 BA 和 AB , 而我们很容易证明恒等映射关于任何基的矩阵均为单位矩阵, 因此我们有 $BA = E$ 和 $AB = E$. 由此我们从可逆映射的角度引入矩阵的逆的概念:

定义 8.2 矩阵的逆

设 $A \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$. 若存在 $B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$ 使得 $AB = BA = E$, 则称矩阵 A 可逆, 并把 B 称为 A 的**逆矩阵**, 记作 $B = A^{-1}$.

在一些比较经典的教材中可逆矩阵也被称为非奇异矩阵, 不可逆矩阵被称为**奇异矩阵**.

注意, 逆矩阵定义基于方阵, 非方阵没有上述逆矩阵. 广义逆矩阵允许非方阵, 但那是另一个定义, 我们不需要掌握. 对于可逆矩阵, 注意以下两个定理:

定理 8.2

可逆矩阵 A 的逆矩阵唯一.

定理 8.3

设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, 则 $AB = E \iff A$ 与 B 互为逆矩阵 (即对于方阵而言, $AB = E \iff BA = E \iff A, B$ 可逆).

这两个定理的证明见教材 130 页. 特别注意唯一性的证明, 我们在证明群的单位元唯一时使用了完全一致的思想, 请务必掌握.

8.1.2 基本性质

- (1) 主对角元都是非零数的对角矩阵一定可逆, 且逆矩阵就是对角线上元素取倒数 (单位矩阵即为特例, 其逆矩阵是其自身);
- (2) 注意没有加法性质 (例如 A 可逆 (则 $-A$ 也可逆), 但 $A + (-A) = O$ 不可逆), 对于数乘有 $(\lambda A)^{-1} = \lambda^{-1} A^{-1}$;
- (3) $(AB)^{-1} = B^{-1} A^{-1}$, $(A_1 A_2 \cdots A_k)^{-1} = A_k^{-1} \cdots A_2^{-1} A_1^{-1}$; 注意这一点和 (2) 的证明都只需要直接验证结果即可, 即因为 $ABB^{-1}A^{-1} = AA^{-1} = E$, 所以根据逆的唯一性可知 $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$ 一定成立;
- (4) $(A^k)^{-1} = (A^{-1})^k$, $A^k A^m = A^{k+m}$, $(A^k)^m = A^{km}$; 注意这里的 k 和 m 不一定需要非负, 事实上负数就是逆矩阵的幂次或幂次的逆, 如 $A^{-2} = (A^{-1})^2 = (A^2)^{-1}$;
- (5) 若 A 和 B 可逆, 则 $A \neq O$ 且 $B \neq O$ 能推出 $AB \neq O$, 并且 A 可逆且 $AB = O$ 可以推出 $B = O$. 除此之外还有消去律成立, 即 $A \neq O$ 则有 $AB = AC \implies B = C$ 成立.

8.1.3 逆矩阵的求解 (基本方法 I)

在介绍完性质后我们非常关心如何给定一个具体的矩阵求出它的逆的问题, 这里我们给出第一种基本方法, 即基于解方程的方法.

事实上, 我们在矩阵乘法一节中就将 $AX = b$ 和 $\sigma(a) = b$ 联系在一起, 其中 σ 在某组基下表示矩阵为 A . 回顾本讲开头引入可逆矩阵的过程, 可逆矩阵 A 应当是可逆线性映射 σ 关于某组基的表示矩阵. 对于可逆映射而言, 首先必须是单射, 因此 $\sigma(a) = b$ 只能有唯一解, 因此 $AX = b$ 只能有唯一解.

事实上我们可以很简便地表达出这个解. 我们在 $AX = b$ 左右同时左乘 A^{-1} (矩阵乘法不可交换所以必须在同一侧乘), 有 $A^{-1}AX = A^{-1}b$, 即 $X = A^{-1}b$.

因此, 当 A 可逆时, 对于任意的 b 线性方程组都有唯一解, 且解可以被表示为 $X = A^{-1}b$ 的形式. 因此我们可以通过解线性方程组的方法求解逆矩阵. 我们将通过下面这个例子详细介绍这种方法的计算过程:

例 8.1

用上述方法求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 4 \end{pmatrix}$ 的逆矩阵.

解

见教材 132 页例 3.

关于逆矩阵的求解问题，我们将在介绍完初等变换后介绍第二种基本方法，剩余的进阶解法将在[矩阵运算进阶 \(II\)](#)中介绍更多手段，以及我们会介绍矩阵方程求解的方法. 本节我们囿于一些计算技巧和基本概念暂未引入所以无法完全展开这些技巧.

8.1.4 广义逆矩阵

在本节开头我们提到，逆矩阵是基于方阵定义的. 对于非方阵而言，我们有如下广义逆的定义，当然不要求读者在这门课中掌握. 对于每一个 $m \times n$ 阶矩阵 A ，都存在唯一的 $n \times m$ 阶矩阵 X ，使得：

1. $AXA = A$;
2. $XAX = X$;
3. AX 和 XA 均为共轭对称矩阵.

我们称 X 为矩阵 A 的 Moore-Penrose 广义逆矩阵，记作 $M = A^\dagger$. 此处不赘述其证明和算法，感兴趣的同学可以自行查阅相关资料. 我们可以从两个角度认识这一定义，首先是取 A 为可逆矩阵，发现此定义是相容的，其次是通过这一矩阵可以获得线性方程组 $AX = b$ 最小二乘解 $X = A^\dagger b$. 广义逆矩阵在各个领域的研究中应用很广泛，所以在此提一下它的概念.

8.2 线性空间的积

接下来的两节我们将综合应用之前所学习的基本知识，介绍两个重要的线性空间，即积空间和商空间，以及其上定义的线性映射. 在这两节中我们将完整地展示从定义的引入开始，如何研究一个线性空间，如何合理定义线性映射，如何应用前述知识综合地给出一些空间和映射的性质，这对于我们是一个重要的思维训练.

8.2.1 线性空间的积的定义与性质研究

我们首先探讨线性空间的积，或者积空间. 熟知集合有笛卡尔积运算，而线性空间是定义在集合上的代数结构，因此我们有一个自然的问题，即我们能否在多个线性空间的对应的集合的笛卡尔积上定义加法和数乘运算，使其成为一个线性空间？

答案是肯定的, 但我们需要首先声明的一点是, 构成笛卡尔积的这些线性空间必须定义在同一个数域上, 否则新集合上的数乘我们将很难定义, 因为数域不同我们将很难选择数乘的常数应该选择来自于哪个线性空间的数域.

定义 8.3

设 V_1, V_2, \dots, V_n 是数域 \mathbf{F} 上的线性空间, 我们有如下三个定义:

1. 线性空间的积:

$$V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n = \{(v_1, v_2, \dots, v_n) \mid v_i \in V_i, i = 1, 2, \dots, n\};$$

2. 规定 $V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n$ 上加法和数乘运算:

$$(1) \text{ 加法: } (v_1, v_2, \dots, v_n) + (u_1, u_2, \dots, u_n) = (v_1 + u_1, v_2 + u_2, \dots, v_n + u_n);$$

$$(2) \text{ 数乘: } \lambda(v_1, v_2, \dots, v_n) = (\lambda v_1, \lambda v_2, \dots, \lambda v_n).$$

事实上我们很容易验证上述定义的线性空间的积在定义的加法和数乘运算下构成线性空间, 我们将放在习题中供读者练习. 接下来我们要研究这一线性空间的性质. 事实上, 我们早在有限维线性空间一节中就说明了, 一个线性空间的核心结构就是其基和维数, 因此我们首先研究它们. 事实上, 对于积空间, 它的基和维数的确定是非常符合我们的直觉的, 我们来看一个例子:

例 8.2

求积空间 $\mathbf{R}[x]_3 \times \mathbf{R}^2$ 的一组基.

解

我们知道 $\mathbf{R}[x]_3$ 的一组基为 $1, x, x^2$, 而 \mathbf{R}^2 的一组基为 $(1, 0), (0, 1)$. 很自然的想法是: 我们可以先取 $\mathbf{R}[x]_3$ 的一组基, \mathbf{R}^2 的位置置零, 然后反之取 \mathbf{R}^2 的一组基, $\mathbf{R}[x]_3$ 的位置置零, 即 $(1, (0, 0)), (x, (0, 0)), (x^2, (0, 0)), (0, (1, 0)), (0, (0, 1))$. 我们很容易可以证明上述向量组满足基的两个条件: 线性无关和张成空间.

上述例子中的基的构造方法是很自然的, 而且我们会发现, 在这样取基的情况下积空间的维数很显然就是各个线性空间的维数之和. 我们可以很容易地推广到一般情况:

定理 8.4

设 V_1, V_2, \dots, V_n 是数域 \mathbf{F} 上的有限维线性空间, 则 $V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n$ 是有限维线性

空间, 且

$$\dim(V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n) = \dim V_1 + \dim V_2 + \cdots + \dim V_n.$$

证明

我们取 V_i 的一组基, 对这组基中每个向量, 我们取 $V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n$ 中的这样的向量: 其中第 j 个位置为此向量, 其余位置为零向量, 这样我们遍历所有 V_i 和每个 V_i 的基向量我们就得到了 $V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n$ 的一组基 (线性无关和张成性是很容易验证的), 这组基的长度 (即维数) 为 $\dim V_1 + \dim V_2 + \cdots + \dim V_n$. \square

8.2.2 线性空间的积与直和

本节我们将通过线性空间的积的角度来讨论直和的维数特点. 事实上, 我们的手段就是构造线性映射, 然后利用线性映射基本定理来得到结论.

定理 8.5

设 U_1, U_2, \dots, U_n 是 V 的子空间, 我们定义线性映射 $\sigma: U_1 \times U_2 \times \cdots \times U_n \rightarrow U_1 + U_2 + \cdots + U_n$, 使得 $\sigma(u_1, u_2, \dots, u_n) = u_1 + u_2 + \cdots + u_n$, 则 $U_1 + U_2 + \cdots + U_n$ 是 V 的直和 $\iff \sigma$ 是双射.

证明

1. 充分性: 设 σ 是双射, 则 σ 首先是单射. 根据单射的等价条件, 我们有 $\ker \sigma = \{0\}$, 即 $u_1 + u_2 + \cdots + u_n = 0$ 必须有 $u_1 = u_2 = \cdots = u_n = 0$, 而这正是定理 4.4 中直和的等价条件;
2. 必要性: 设 $U_1 + U_2 + \cdots + U_n$ 是直和, 我们证明 σ 是单的、满的:
 - (1) 单射: 设 $\sigma(u_1, u_2, \dots, u_n) = 0$, 即 $u_1 + u_2 + \cdots + u_n = 0$, 由直和的等价条件可知 $u_1 = u_2 = \cdots = u_n = 0$, 即 σ 的核空间只有出发空间零元, 故是单射;
 - (2) 满射: 实际上是由这个线性映射的定义直接保证的. $\forall u \in U_1 + U_2 + \cdots + U_n$, 根据和的定义一定有分解 $u = u_1 + u_2 + \cdots + u_n$, 其中 $u_i \in U_i$, 因此根据 σ 的定义 $\sigma(u_1, u_2, \dots, u_n) = u$, 即任意 u 我们都可找到原像, 故是满射.

\square

事实上在证明中我们看到, σ 的定义保证了其满射性, 因此定理中最后的双射改为单射也是统一的. 通过这一定理我们可以直接得出以下结论:

定理 8.6

设 U_1, U_2, \dots, U_n 是有限维线性空间 V 的子空间, 则 $U_1 + U_2 + \dots + U_n$ 是 V 的直和 $\iff \dim(U_1 + U_2 + \dots + U_n) = \dim U_1 + \dim U_2 + \dots + \dim U_n$.

证明

根据定理 8.5, $U_1 + U_2 + \dots + U_n$ 是 V 的直和 $\iff \sigma$ 是双射. 我们很容易验证 σ 是线性映射, 而线性双射我们又称同构映射, 同构映射的出发空间和到达空间维数相等, 因此 σ 是双射 $\iff \dim(U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n) = \dim(U_1 + U_2 + \dots + U_n)$, 最后根据定理 8.4 积空间的维数可知定理成立. \square

这里我们用同构映射完成证明, 如果对同构不熟悉的可以回顾定义和等价条件, 或者自己用线性映射基本定理进行推导. 由此, 我们通过在积空间上定义映射, 结合线性映射基本定理 (或同构) 得到了定理 4.4 中关于维数的命题. 总结而言, 在积空间的讨论中我们展现了一个比较完整地学习路径: 从定义积空间的想法 (来源于集合的笛卡尔积), 到如何自然地定义出这一空间的加法和数乘运算, 然后研究构造出的空间的基本结构有什么特点, 然后进一步构造其上线性映射, 得到一些其他的结论. 这一路径的每一步都是非常自然的, 而且是学习一个数学概念的常见思路, 希望读者不仅是在线性代数中体会到这种学习路径, 在其他数学课甚至其他学科中都能总结出这样一条引入—定义—性质—应用的自然路径.

最后我们再看一个拓展的问题, 我们希望进一步看到构造同构映射带来的研究问题的方便性:

例 8.3

设 V_1, V_2, \dots, V_n, W 是数域 \mathbf{F} 上的线性空间, 证明: $\mathcal{L}(V_1 \times V_2 \times \dots \times V_n, W)$ 与 $\mathcal{L}(V_1, W) \times \mathcal{L}(V_2, W) \times \dots \times \mathcal{L}(V_n, W)$ 同构.

有的读者可能看见这题就会觉得非常简单, 因为有限维线性空间的前提下二者维数显然相同, 然而我们这里并未限定有限维线性空间, 因此需要读者自己构造同构映射.

解

$\forall f \in \mathcal{L}(V_1 \times V_2 \times \dots \times V_n, W)$, 我们定义 $f_i: V_i \rightarrow W (i = 1, 2, \dots, n)$ 满足

$$f_i(v_i) = f(0, \dots, 0, v_i, 0, \dots, 0),$$

其中 v_i 位于第 i 个位置, 其余位置为零向量.

定义 $\varphi: \mathcal{L}(V_1 \times V_2 \times \cdots \times V_n, W) \rightarrow \mathcal{L}(V_1, W) \times \mathcal{L}(V_2, W) \times \cdots \times \mathcal{L}(V_n, W)$, 使得 $\varphi(f) = (f_1, f_2, \dots, f_m)$, 则接下来我们要验证 φ 就是我们要求的同构映射.

8.3 线性空间的商

8.3.1 商空间的引入与仿射子集

我们继续循着数学概念学习的自然路径, 再来审视一个新的概念——商空间. 在第一讲中我们描述了一个非常重要的概念——等价类. 我们希望在一個线性空间 V 中构造等价类组成商集, 并在商集中引入加法和数乘运算, 使得商集构成线性空间, 这便是本节要讨论的商空间的来由. 总结一下, 我们这里有两个需求: 其一是构造合适的等价关系, 其二是构造合理的加法和数乘运算.

回忆集合的等价关系的建立, 都是元素之间的关系. 例如等于关系是实数集合中的实数之间的关系, 因此要在线性空间中建立等价关系, 我们需要考虑两个元素 (即向量) 的关系. 我们可以考虑 V 的子空间 U , 并将关系 R 定义为

$$\forall \alpha, \beta \in V, \alpha R \beta \iff \alpha - \beta \in U.$$

即两个向量的差向量在一个规定的子空间中时称它们等价. 我们会很容易地验证出这个关系就是等价关系:

1. (自反性) $\forall \alpha \in V, \alpha - \alpha = 0 \in U$, 故 $\alpha R \alpha$;
2. (对称性) $\forall \alpha, \beta \in V, \alpha R \beta \implies \alpha - \beta \in U \implies \beta - \alpha = -(\alpha - \beta) \in U \implies \beta R \alpha$;
3. (传递性) $\forall \alpha, \beta, \gamma \in V, \alpha R \beta, \beta R \gamma \implies \alpha - \beta \in U, \beta - \gamma \in U \implies \alpha - \gamma = (\alpha - \beta) + (\beta - \gamma) \in U \implies \alpha R \gamma$.

证明只用到了线性空间的加法单位元、逆元性质且运算封闭. 接下来我们可以基于此定义这一等价关系的等价类:

$$\bar{\alpha} = \{\beta \in V \mid \beta R \alpha\} = \{\beta \in V \mid \beta - \alpha \in U\} = \{\beta \in V \mid \beta = \alpha + \gamma, \gamma \in U\}$$

最后一个集合还可以进一步写成 $\{\alpha + \gamma \mid \gamma \in U\}$, 我们记为 $\alpha + U$, 称之为 V 的仿射子集. 我们给出如下完整的定义:

定义 8.4 仿射子集

设 $v \in V$, U 是 V 的子空间, 则 V 的**仿射子集**是 V 的形如 $v + U$ 的子集, 其中 $v + U$

定义为

$$v + U = \{v + u \mid u \in U\}.$$

根据我们之前的讨论，仿射子集就是我们在线性空间上定义的等价关系的等价类。基于等价类的性质，我们有如下定理：

定理 8.7

设 U 是 V 的子空间， $v, w \in V$ ，则以下陈述等价：

1. $v - w \in U$;
2. $v + U = w + U$;
3. $(v + U) \cap (w + U) \neq \emptyset$.

还需要强调的一点是， $(v + U) + (w + U)$ 与 $(v + w) + U$ 是完全相同的集合，等价性是显然的，我们只需要展开写出仿射子集定义然后证明两个集合互相包含即可。当然更一般的情形为

$$(v_1 + U_1) + (v_2 + U_2) + \cdots + (v_n + U_n) = (v_1 + v_2 + \cdots + v_n) + U_1 + U_2 + \cdots + U_n.$$

按照我们之前所说的学习数学的基本思路，在学习一个新的概念后我们会尝试考察它是否具有某些特别的性质，从而可以更深入地理解这一概念。类似于线性空间我们介绍过原点的直线、平面然后介绍一般线性空间的基本结构是基和维数，我们从直观入手，然后逐步考察仿射子集的基本结构。

相信读者对“仿射”一词并不完全陌生，仿射变换实际上就是形如

$$\mathbf{y} = A\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

的映射，其中 $\mathbf{y}, \mathbf{x}, \mathbf{b}$ 为向量， A 是一个矩阵。实际上一元向量的情况就对应着一条斜率为 A 截距为 \mathbf{b} 的直线。

事实上，若 V 为二维空间（平面）， U 为 V 的一维子空间，则其几何意义就是一条过原点的直线，而集合 $v + U$ 实际上将原集合所有点沿着 v 的方向平移，可以得到截距不为 0 的直线，这就体现了“仿射”一词的意义。高维空间则是同理，只是我们很难直观地看到这一点。因此，我们也可以称仿射子集 $v + U$ **平行于** U 。

下面的例子给出了仿射子集的一种等价描述，基于此我们可以对仿射子集中向量的结构有更进一步的了解：

例 8.4

证明: V 的非空子集 A 是 V 的仿射子集当且仅当对所有的 $v, w \in A$ 和 $\lambda \in \mathbf{F}$ 均有 $\lambda v + (1 - \lambda)w \in A$.

解

事实上, 结合我们之前所说的仿射子集几何意义, 这一结论在平面上来看正是我们高中学习的平面向量中学习的三点共线的等价条件的同义表达:

定理 8.8

设 P, A, B, C 是平面上四点, P 与 A, B 不共线, 则 C 与 A, B 共线等价于存在 $\lambda \in \mathbf{R}$ 使得 $\overrightarrow{PC} = \lambda \overrightarrow{PA} + (1 - \lambda) \overrightarrow{PB}$.

同时我们发现仿射子集实际上是我们在数学分析或微积分学习的凸集的特殊形式, 在凸集中我们只要求 $\lambda \in [0, 1]$, 这里我们要求整个数域上的点都要有例 8.4 所述的性质. 因此凸集的性质我们也可以用来研究仿射子集. 当然这不是线性代数中研究的内容, 感兴趣的同学可以学习凸优化的相关课程进一步了解.

事实上在习题中我们将给出例 8.4 更一般的形式, 我们可以回忆定理 2.2, 就会发现仿射子集的结构和线性空间保留了一些相似性, 即虽然不能像线性空间一样保证加法数乘运算封闭, 但仿射子集和保证凸组合封闭的集合是等价的,

8.3.2 商空间

定义了等价类 (即仿射子集) 后, 我们可以定义相应的商集 (即由全体等价类构成的集合), 我们称之为商空间:

定义 8.5

设 U 是 V 的子空间, 则商空间 V/U 是指 V 的所有平行于 U 的仿射子集的集合, 即

$$V/U = \{v + U \mid v \in V\}.$$

我们希望这些这一商集 (商空间) 真的构成线性空间, 因此还需要定义加法和数乘运算. 定义是非常直接的:

定义 8.6

设 U 是 V 的子空间, 则商空间 V/U 上的加法和数乘运算定义为: $\forall \alpha, \beta \in V$ 和 $\lambda \in \mathbf{F}$,

$$(\alpha + U) + (\beta + U) = (\alpha + \beta) + U,$$

$$\lambda(\alpha + U) = (\lambda\alpha) + U.$$

我们很容易根据线性空间 8 条性质验证商空间在上述加法和数乘运算定义下构成线性空间, 在此不再赘述. 特别注意这一线性空间的零向量是特别的, 应当为 U (即 $\mathbf{0} + U$, 一定要注意不是 $\mathbf{0}$, 读者在验证商空间是线性空间时就会发现).

正常而言, 在定义了一个线性空间后我们自然地想了解它的基本结构——基和维数, 商空间也不例外. 我们通过下面这个定理来研究:

定理 8.9

设 U 是有限维线性空间 V 的子空间, 则

$$\dim V/U = \dim V - \dim U.$$

这一定理的证明完全类似线性映射基本定理的证明, 因此我之前一再强调这一思想的重要性. 我们的想法还是“设小扩大”:

证明

取 U 的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$, 将其扩充为 V 的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \alpha_{s+1}, \dots, \alpha_n$. 于是我们要证的转化为 $\dim V/U = n - s$, 即证明 V/U 的一组基的长度为 $n - s$.

类似于线性映射基本定理的证明, 我们可以依靠直觉猜想. 我们猜想 V/U 的一组基为 $\{\alpha_{s+1} + U, \alpha_{s+2} + U, \dots, \alpha_n + U\}$. 这是很自然的想法. 我们只需要验证这组基的两个条件: 线性无关和张成性:

1. 线性无关: 设 $\lambda_{s+1}, \lambda_{s+2}, \dots, \lambda_n \in \mathbf{F}$, 使得

$$\lambda_{s+1}(\alpha_{s+1} + U) + \lambda_{s+2}(\alpha_{s+2} + U) + \dots + \lambda_n(\alpha_n + U) = U.$$

特别注意这里的零元是 $\mathbf{0} + U = U$, 实际上, 上式等价于

$$(\lambda_{s+1}\alpha_{s+1} + \lambda_{s+2}\alpha_{s+2} + \dots + \lambda_n\alpha_n) + U = U.$$

根据仿射子集定义, $\lambda_{s+1}\alpha_{s+1} + \lambda_{s+2}\alpha_{s+2} + \dots + \lambda_n\alpha_n \in U$, 因此可以被表示为

U 的基的线性组合, 即

$$\lambda_{s+1}\alpha_{s+1} + \lambda_{s+2}\alpha_{s+2} + \cdots + \lambda_n\alpha_n = \mu_1\alpha_1 + \mu_2\alpha_2 + \cdots + \mu_s\alpha_s.$$

于是我们有

$$\lambda_{s+1}\alpha_{s+1} + \lambda_{s+2}\alpha_{s+2} + \cdots + \lambda_n\alpha_n - \mu_1\alpha_1 - \mu_2\alpha_2 - \cdots - \mu_s\alpha_s = 0.$$

由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V 的一组基, 因此我们有 $\lambda_{s+1} = \lambda_{s+2} = \cdots = \lambda_n = \mu_1 = \mu_2 = \cdots = \mu_s = 0$. 从而 $\alpha_{s+1} + U, \alpha_{s+2} + U, \dots, \alpha_n + U$ 线性无关;

2. 张成空间: $\forall \alpha + U \in V/U$, 其中 $\alpha \in V$, 我们有 α 可以被 V 的基线性表示为

$$\alpha = \lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n.$$

于是

$$\begin{aligned}\alpha + U &= (\lambda_1\alpha_1 + \lambda_2\alpha_2 + \cdots + \lambda_n\alpha_n) + U \\ &= (\lambda_1\alpha_1 + U) + (\lambda_2\alpha_2 + U) + \cdots + (\lambda_n\alpha_n + U) \\ &= \lambda_1(\alpha_1 + U) + \lambda_2(\alpha_2 + U) + \cdots + \lambda_n(\alpha_n + U)\end{aligned}$$

因此 V/U 中任意元素均可被 $\alpha_{s+1} + U, \alpha_{s+2} + U, \dots, \alpha_n + U$ 线性表示, 即 $\alpha_{s+1} + U, \alpha_{s+2} + U, \dots, \alpha_n + U$ 张成 V/U .

□

由此我们知道了商空间的维数表达式, 也在通过证明过程知道了如何得到商空间的一组基. 事实上, 上述证明中线性无关的部分和线性映射基本定理的证明完全类似. 事实上有了这一结论后, 我们可以将线性映射基本定理

$$\dim \operatorname{im} \varphi = \dim V - \dim \ker \varphi$$

写成

$$V / \ker \varphi \cong \operatorname{im} \varphi.$$

例 8.5

设 A 是 \mathbf{R} 上的 2×3 矩阵:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}.$$

1. 求齐次线性方程组 $AX = 0$ 的解空间 W 的一组基;

2. 求商空间 \mathbf{R}^3/W 的维数和一组基.

解

例 8.6

设 U 和 W 是线性空间 V 的子空间. 构造同构映射证明: 若 $V = U \oplus W$, 则 U 和 V/W 同构.

解

8.3.3 商映射

接下来我们循着等价类的思路定义自然映射, 在商空间的语境下我们称之为商映射:

定义 8.7

设 U 是 V 的子空间, 商映射 π 是如下定义的线性映射 $\pi: V \rightarrow V/U$: 对任意的 $\alpha \in V$,

$$\pi(v) = v + U.$$

显然这一定义就是基于自然映射的, 因为它将原集合 (线性空间) 中的元素 (向量) 映射到它所在的等价类 (仿射子集). 一般而言, 我们定义映射的目标就是希望利用线性映射基本定理等来进一步研究线性空间的一些性质. 这里也不例外, 我们利用线性映射基本定理就可以直接得到 **定理 8.9** 的结论 (除了不能知道基的结构).

证明

设 π 是 V 到 V/U 的商映射. 我们知道 $\ker \pi = U$, 因为根据仿射子集定义 $\pi(v) = v + U = \mathbf{0} + U \iff v \in U$. 另一方面, π 的定义蕴含了它是满射, 因为 $\forall v + U \in V/U$, $\pi(v) = v + U$, 即每个像空间中的元素都有原像, 因此 $\operatorname{im} \pi = V/U$.

综合上述讨论以及线性映射基本定理, 我们知道 $\dim \operatorname{im} \pi = \dim V - \dim \ker \pi$, 即 $\dim V/U = \dim V - \dim U$. □

由此我们似乎可以更容易地得到商空间的维数, 但是我们并不能从这一证明中知道商空间的基的形式. 当然我们结合两个证明, 我们会发现这一定理直接应用了线性映射基本

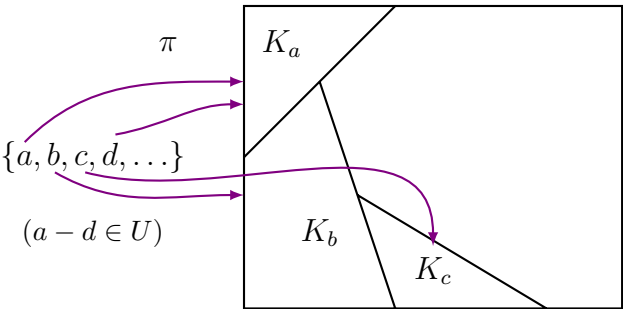
定理，而定理 8.9 中相当于重新证明了线性映射基本定理然后用于说明商空间的基和维数的特点.

例 8.7

证明

□

最后我们用一张图来总结商空间这一节的基本思路（可以类比其他等价类如同余或等价标准形代入理解）：



- 等价类：仿射子集（如何进一步描述其结构）
- 商集：仿射子集构成的集合；商空间：商集上定义加法和数乘
- 商映射：自然映射
- 商空间的基与维数：两种方法

内容总结

本讲我们首先从一般线性映射的逆出发引入矩阵的逆运算，并介绍了矩阵的逆的各种性质（注意没有加法性质），然后介绍了第一种逆矩阵求解的方法，即基于解方程的方法. 之后我们介绍了如何在线性空间的笛卡尔积和商集上定义运算使其构成新的空间——即积空间和商空间，并简单讨论了其中的映射，得到了一些启示，体验到了从定义线性空间的运算，到研究线性空间的结构（基和维数），最后利用线性映射同构等给出进一步结论的完整过程. 需要说明的一点是，尽管商空间看起来不是线性代数的重点，但实际上如果读者未来能学习到更多的数学课的话，与商空间类似的使用等价类定义的结构是很常见的，因此很有必要熟悉这其中的思想.

习题

不管数学的任一支是多么抽象，总有一天会应用在这实际世界上。

——罗巴切夫斯基

A 组

1. 证明: 若线性映射 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 可逆, 则其逆映射唯一.
2. 证明: 定义 8.3 中定义的线性空间的积构成一个线性空间.
3. 证明以下两个命题:
 - (1) 设 $\varphi \in \mathcal{L}(V, \mathbf{F})$, $\varphi \neq 0$. 证明: $\dim V/(\ker \varphi) = 1$;
 - (2) 设 U 是 V 的子空间且 $\dim V/U = 1$, 则存在 $\varphi \in \mathcal{L}(V, \mathbf{F})$ 使得 $\ker \varphi = U$.

B 组

1. 设 A 为 n 阶可逆矩阵, A 的每行各元素之和都等于 k , 证明: $k \neq 0$ 且 A^{-1} 的每行各元素之和都等于 $\frac{1}{k}$.
2. 已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & a \\ 1 & 3 & 0 \\ 2 & 7 & -a \end{pmatrix}$ 可以通过初等列变换转化为矩阵 $B = \begin{pmatrix} 1 & a & 2 \\ 0 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$.
 - (1) 求常数 a ;
 - (2) 求满足 $AP = B$ 的可逆矩阵 P .
3. 设 A_1 和 A_2 均为 V 的仿射子集, 证明: $A_1 \cap A_2$ 是 V 的仿射子集或空集 (可推广至任意交).
4. 设 U 是 V 的子空间, $\Gamma: \mathcal{L}(V/U, W) \rightarrow \mathcal{L}(V, W)$ 定义为 $\Gamma(S) = S \circ \pi$. 证明:
 - (1) Γ 是线性映射;
 - (2) Γ 是单的;
 - (3) $\operatorname{im} \Gamma = \{T \in \mathcal{L}(V, W) \mid \forall u \in U, Tu = 0\}$.

C 组

1. 设 A, B, C 为二阶复方阵, 且 A, B, C 在 $\mathbf{M}_2(\mathbf{C})$ 中线性无关. 证明: 存在 $z_1, z_2, z_3 \in \mathbf{C}$ 使得 $z_1 A + z_2 B + z_3 C$ 为可逆矩阵.
2. 设 $v_1, \dots, v_m \in V$. 令

$$A = \{\lambda_1 v_1 + \dots + \lambda_m v_m \mid \lambda_1, \dots, \lambda_m \in \mathbf{F} \text{ 且 } \lambda_1 + \dots + \lambda_m = 1\}.$$

证明:

- (1) A 是 V 的仿射子集;
- (2) V 的每个包含 v_1, \dots, v_m 的仿射子集均包含 A ;
- (3) 存在某个 $v \in V$ 和 V 的子空间 U 使得 $A = v + U$ 且 $\dim U \leq m - 1$.

线性映射矩阵表示 (III)

本讲我们将介绍线性映射矩阵表示的最后两个主题——转置和初等变换. 为了引入转置我们将首先介绍线性空间和线性映射的对偶,

9.1 对偶空间与对偶映射

本节我们将开始讨论矩阵的另一种很基本的运算: 转置. 我们延续之前讨论的风格, 首先介绍运算与线性映射之间的关联, 然后再讨论其运算性质. 当然, 转置与线性映射的关联不再像之前的那样简单明了, 而是要首先引入线性空间和线性映射对偶的概念. 注意, 这部分内容只在《线性代数应该这样学》中要求, 只学习《大学数学: 代数与几何》的读者可以选择性略过有关对偶的知识.

9.1.1 对偶空间

说起对偶, 我们并不陌生, 这一词语一路陪伴了我们从小学到高中的语文课, 有“整齐匀称”之美. 在经济学中, 我们可以将企业给定生产成本最大化产出的问题, 和给定产出最小化成本的问题视为对偶. 我们自然的想法是, 要定义线性空间的对偶, 那么应当也是与原先的线性空间有着某种一一对应的关系. 接下来我们将开始定义线性空间的和对偶映射, 然后逐步挖掘其中匀称之美.

我们首先回顾一下在**定义 5.1** 中定义的线性泛函的概念:

定义 9.1 线性泛函

线性空间 $V(\mathbf{F})$ 上的**线性泛函**是从 V 到 \mathbf{F} 的线性映射, 即线性泛函是 $\mathcal{L}(V, \mathbf{F})$ 中的元

素.

有时我们也将线性泛函称为线性函数, 实际上它们都表示将 V 中向量映射到数域上的线性映射. 我们来看几个线性泛函的例子:

1. 定义 $\sigma: \mathbf{F}^n \rightarrow \mathbf{F}$ 为 $\sigma(x_1, \dots, x_n) = c_1 x_1 + \dots + c_n x_n$, 其中 $c_1, \dots, c_n \in \mathbf{F}$, 则 σ 是线性泛函;

2. 定义 $\sigma: \mathbf{R}[x]_n \rightarrow \mathbf{R}$ 为 $\sigma(p(x)) = \int_0^1 p(x) dx$, 则 σ 是线性泛函.

我们知道, 全体 V 到 \mathbf{F} 的线性映射构成的集合 $\mathcal{L}(V, \mathbf{F})$ 也是一个线性空间 (因为这只是 $\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 的特例), 我们将其定义为线性空间 V 的对偶空间:

定义 9.2 对偶空间

设 V 是数域 \mathbf{F} 上的线性空间, 称 $\mathcal{L}(V, \mathbf{F})$ 为 V 的**对偶空间**, 记作 V^* .

即线性空间 V 的对偶空间是其上所有线性泛函构成的线性空间. 事实上, 我们知道对于有限维线性空间 V_1 和 V_2 而言, 若 $\dim V_1 = n$, $\dim V_2 = m$, 则 $\mathcal{L}(V_1, V_2)$ 的维数为 mn . 因此对偶空间 V^* 的维数就是 $\dim V$, 因为数域构成的线性空间 $\mathbf{F}(\mathbf{F})$ 维数显然为 1, 因为乘法单位元 1 就可以作为一组基 (1 自身线性无关, 然后 1 数乘 \mathbf{F} 中的元素可以得到所有元素, 当然同理只要是非零元就可以作为基).

有同学可能会想到 $\mathbf{C}(\mathbf{R})$ 的维数为 2, 然而如果翻回线性映射的定义就会发现, 我们要求两个线性空间的数域是一致的, 所以 $V(\mathbf{F})$ 上的线性泛函一定是到 $\mathbf{F}(\mathbf{F})$ 上的.

沿着我们之前研究积空间和商空间的思路, 接下来我们的目标非常明确: 找到对偶空间的一组基. 我们可以考虑这样一个问题, 假定 V 的维数为 n , 其一组基为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$. 由定理 5.7 可知, V 上任一线性泛函 f 都可以由其在 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的像 $f(\alpha_1), \dots, f(\alpha_n)$ 唯一确定. 我们考虑如下映射:

$$\begin{aligned}\sigma: V^* &\rightarrow \mathbf{F}^n \\ f &\mapsto (f(\alpha_1), \dots, f(\alpha_n))\end{aligned}$$

根据唯一确定性我们很容易证明可知 σ 是一个线性双射 (即同构映射), 事实上这也与 V^* 维数为 n 是相符的. 由于同构映射具有保持向量组线性相关性的特点, 我们取 \mathbf{F}^n 的自然基 e_1, \dots, e_n , 则 $\sigma^{-1}(e_1), \dots, \sigma^{-1}(e_n)$ 就是 V^* 的一组基, 我们称其为**对偶基**, 记作 f_1, \dots, f_n .

我们进一步探究对偶基的性质, 根据上面的定义我们知道 $f_i = \sigma^{-1}(e_i)$, 即 $\sigma(f_i) = e_i$, 根据 σ 定义即 f_i 在 σ 下的像 $(f(\alpha_1), \dots, f(\alpha_n)) = e_i = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$, 即第 i 个分

量为 1, 其余分量为 0, 即 $f_i(\alpha_j) = \delta_{ij}$, 其中 δ_{ij} 为 Kronecker 记号, 展开写即

$$f_i(\alpha_j) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

这样我们便得到了对偶基. 我们上面的构造利用的是同构映射, 因此无需证明线性无关和张成. 实际上直接证明也并不困难, 我们将放在习题中供读者练习.

事实上, 通过对偶基的表示我们很容易看出对偶基和原空间基的一一对应关系, 即对偶基的某个向量 (实际上是映射) 只有在原空间对应位置的向量下的像才为 1, 其余向量下的像都为 0. 讲到这里, 可能很多读者已经觉得十分抽象了, 我们可以理一下思路, 对偶空间的定义就是全体线性泛函 $V^* = \mathcal{L}(V, \mathbf{F})$, 因此它的维数显然和 V 相等, 并且我们通过了一个同构映射得到了对偶空间的基的表示. 因为对偶空间中的元素是线性映射, 因此基向量也只不过是满足一定条件的线性映射罢了, 只是这里的表达可能略微复杂不够直观, 但我们可以通过例子来熟悉:

例 9.1

设 $V = \mathbf{R}[x]_3$, 对于 $g(x) \in V$, 定义:

$$f_1(g(x)) = \int_0^1 g(x) dx, \quad f_2(g(x)) = \int_0^2 g(x) dx, \quad f_3(g(x)) = \int_0^{-1} g(x) dx,$$

1. 证明: f_1, f_2, f_3 是 V^* 的一组基;
2. 求出 V 的一组基 $g_1(x), g_2(x), g_3(x)$, 使得 f_1, f_2, f_3 是 g_1, g_2, g_3 的对偶基.

解

9.1.2 对偶映射

接下来我们将介绍一个看起来可能更为抽象的概念——对偶映射. 如果我们有一个线性映射 $\sigma: V \rightarrow W$, 对偶映射的自然想法就是出发空间和到达空间变为对偶空间, 于是我们有如下定义:

定义 9.3 对偶映射

设 $\sigma: V \rightarrow W$ 是线性映射, 定义 $\sigma^*: W^* \rightarrow V^*$ 为 $\sigma^*(f) = f \circ \sigma, \forall f \in W^*$, 则称 σ^* 为 σ 的**对偶映射**.

定义可能略显抽象，我们做一下说明：

1. 看定义 $\sigma^*(f) = f \circ \sigma$, $\forall f \in W^*$, 实际上对偶映射只是把自变量 f 复合了一下原映射 σ . 定义式很好记忆，接下来的各个证明都要熟练使用这一定义；
2. 因为 $\sigma^*(f) = f \circ \sigma$, $\forall f \in W^*$, 其中 $\sigma: V \rightarrow W$, $f: W \rightarrow \mathbf{F}$, 由映射复合的定义可知 $\sigma^*(f): V \rightarrow \mathbf{F}$, 因此 σ^* 的出发空间是 W^* (参数 f 所在空间), 到达空间是 V^* (像 $\sigma^*(f)$ 所在空间), 故 $\sigma^*: W^* \rightarrow V^*$;
3. σ^* 满足线性性, 因此是线性映射, 证明只需使用线性映射复合运算的性质:

$$\begin{aligned}\sigma^*(f_1 + f_2) &= (f_1 + f_2) \circ \sigma = f_1 \circ \sigma + f_2 \circ \sigma = \sigma^*(f_1) + \sigma^*(f_2) \\ \sigma^*(\lambda f) &= (\lambda f) \circ \sigma = \lambda(f \circ \sigma) = \lambda\sigma^*(f)\end{aligned}$$

4. 对偶映射还有以下运算性质:

- (1) $\forall \sigma, \tau \in \mathcal{L}(V, W)$, $(\sigma + \tau)^* = \sigma^* + \tau^*$;
- (2) $\forall \sigma \in \mathcal{L}(V, W)$, $\forall \lambda \in \mathbf{F}$, $(\lambda\sigma)^* = \lambda\sigma^*$;
- (3) $\forall \sigma \in \mathcal{L}(V, W)$, $\forall \tau \in \mathcal{L}(W, U)$, $(\tau\sigma)^* = \sigma^*\tau^*$.

注意这里的前两点也是线性性质, 但前面是指线性映射, 是映射对于自变量的线性性, 这里可以将 $*$ 看成一种运算, 这种运算作用于对偶映射, 具有线性性. 我们简要证明一下这三条性质:

证明

- (1) $(\sigma + \tau)^*(f) = (f \circ (\sigma + \tau)) = (f \circ \sigma) + (f \circ \tau) = \sigma^*(f) + \tau^*(f) = (\sigma^* + \tau^*)(f)$;
- (2) $(\lambda\sigma)^*(f) = (f \circ (\lambda\sigma)) = (\lambda(f \circ \sigma)) = \lambda(f \circ \sigma) = \lambda\sigma^*(f) = (\lambda\sigma^*)(f)$;
- (3) $(\tau\sigma)^*(f) = (f \circ (\tau\sigma)) = ((f \circ \tau) \circ \sigma) = \sigma^*(f \circ \tau) = \sigma^*(\tau^*(f)) = (\sigma^*\tau^*)(f)$.

□

这里的 f 是任意的, 因此这三条性质成立. 其中每一条最后一个等号我们回顾线性映射加法、数乘和复合的定义就会发现这一等号就是定义.

这里希望读者能理解我们分点逐步加深理解的整理方式的良苦用心, 事实上就是从简单的概念是什么开始, 然后清晰地梳理出各种性质. 将来读者在其他课程中学习到了抽象的新概念, 也可以试图做这样的整理, 更符合一般的学习逻辑.

按照惯例, 接下来我们要尝试使用线性映射基本定理研究对偶映射像空间和核空间的性质, 然后得到一些推论. 我们从下面几个方面逐步深入讨论:

1. 零化子: 为了下面进一步的研究, 我们首先要给出零化子的概念:

定义 9.4 零化子

对于线性空间 V 的子空间 U , 定义 U 的**零化子** U^0 为

$$U^0 = \{\varphi \in V^* \mid \varphi(u) = 0, \forall u \in U\}.$$

对于零化子, 我们有以下说明:

- (1) 根据定义, U 的零化子实际上就是把 U 中向量全部映射为 0 的线性泛函;
- (2) 我们很容易证明: U^0 是 V^* 的子空间:
 - i. 非空: $0 \in U^0$, 零映射一定在 U^0 中;
 - ii. 运算封闭: $\forall \varphi_1, \varphi_2 \in U^0, \forall \lambda \in \mathbf{F}$, 有

$$\begin{aligned} (\varphi_1 + \varphi_2)(u) &= \varphi_1(u) + \varphi_2(u) = 0, \quad \forall u \in U \\ (\lambda\varphi_1)(u) &= \lambda\varphi_1(u) = 0, \quad \forall u \in U \end{aligned}$$

因此 $\varphi_1 + \varphi_2 \in U^0, \lambda\varphi_1 \in U^0$;

- (3) 既然零化子是子空间, 那么我们对其基和维数就会十分感兴趣. 事实上, 根据零化子 U^0 的定义是将子空间 U 完全映射为 0, 根据**定理 5.7**, 这等价于 U^0 中的元素将子空间 U 的基全部映为 0. 设 U 的一组基为 $\alpha_1, \dots, \alpha_s$, 则 U^0 中的元素 φ 满足

$$\varphi(\alpha_1) = \dots = \varphi(\alpha_s) = 0. \quad (9.1)$$

将这组基扩充成 V 的基 $\alpha_1, \dots, \alpha_s, \alpha_{s+1}, \dots, \alpha_n$, 则 V^* 的对偶基为 f_1, \dots, f_n , 其中 $f_i(\alpha_j) = \delta_{ij}$, 因此满足**式 9.1**的 V^* 的基向量只有 f_{s+1}, \dots, f_n . 我们自然猜想这就是 U^0 的一组基. 我们来验证:

- i. 线性无关: 证明是平凡的, 因为 f_1, \dots, f_n 是 V^* 的一组基, 基向量组线性无关, 因此其子向量组线性无关 (可以回顾线性相关性的几种理解);
- ii. 张成空间: 设 $\varphi \in U^0$, 由于首先有 $\varphi \in V^*$, 则它可以被 f_1, \dots, f_n 线性表示, 即

$$\varphi = \lambda_1 f_1 + \dots + \lambda_n f_n, \quad \lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbf{F}. \quad (9.2)$$

根据**定理 5.7**可知, φ 被其在 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的像唯一确定. 由于 $\varphi \in U^0$, 因此 $\varphi(\alpha_1) = \dots = \varphi(\alpha_s) = 0$, 代入**式 9.2**可得 $\lambda_1 = \dots = \lambda_s = 0$.

进一步我们将 $\alpha_i, i = s+1, \dots, n$ 代入**式 9.2**可得 $\lambda_i = \varphi(\alpha_i)$, 因此 φ 可以被 f_{s+1}, \dots, f_n 线性表示为

$$\varphi = \varphi(\alpha_{s+1})f_{s+1} + \dots + \varphi(\alpha_n)f_n.$$

因此我们可以根据证明过程得到 U^0 的一组基为 f_{s+1}, \dots, f_n , 维数为 $n-s$, 更一般地我们有

$$\dim U^0 = \dim V - \dim U.$$

2. 对偶映射核空间与像空间的性质: 我们不加证明地给出四个结论, 它们对应《线性代数应该这样学》的 3.107 和 3.109. 笔者认为教材给出的证明非常清楚, 因此不再赘述.

定理 9.1

设 V 和 W 都是有限维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V, W)$, 则

- (1) $\ker \sigma^* = (\operatorname{im} \sigma)^0$;
- (2) $\dim \ker \sigma^* = \dim \ker \sigma + \dim W - \dim V$;
- (3) $\dim \operatorname{im} \sigma^* = \dim \operatorname{im} \sigma$;
- (4) $\operatorname{im} \sigma^* = (\ker \sigma)^0$.

事实上很多情况下我们也并不需要背诵这些性质, 一方面这只是几个由前面更为基本的概念和定理导出的性质, 不具一般性, 并且是为了下面更重要的结论铺垫; 另一方面即使一定要记忆, 它们很强的对称性使得记忆难度不大.

这一定理有一个非常关键的推论, 其重要性大于上述定理, 证明非常简单, 见《线性代数应该这样学》3.108 和 3.110:

推论 9.1

设 V 和 W 都是有限维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V, W)$, 则

- (1) σ 是单射当且仅当 σ^* 是满射;
- (2) σ 是满射当且仅当 σ^* 是单射.

9.1.3 双重对偶空间

实际上, 对偶空间有一个弊端, 我们发现 V^* 的对偶基的选取是与 V 的基的选取有关的, 因为我们需要首先确定 V 的一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, 然后才能得到 V^* 的对偶基 f_1, \dots, f_n , 满足 $f_i(\alpha_j) = \delta_{ij}$, 其中 δ_{ij} 为 Kronecker 记号.

事实上这并不美观, 因为如果我们尝试定义 V 和 V^* 之间的同构, 由于这两个空间两

组基的强相关性，我们一般需要有如下定义：

$$\sigma: V \rightarrow V^*$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i \mapsto \sum_{i=1}^n x_i f_i$$

我们会发现，这一映射的定义中 α_i 和 f_i 都离不开选取 V 的一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ ，更通俗地说，在我们取定了 V 的一组基前，我们甚至写不出 V 和 V^* 之间的同构！

为了更容易地理解这一点，我们可以回想以往的线性映射的定义，例如最简单的

$$\sigma(x_1, x_2, x_3) = (x_1 - x_2, x_1 + x_3, x_2 - x_3),$$

我们要求一个任意元素的像，例如 $\sigma(1, 2, 3)$ ，我并不需要取 \mathbf{R}^3 的自然基还是其他的基也能知道像为 $(-1, 4, -1)$ ，然而 V 和 V^* 之间的同构 σ 作用于任意向量 α 后的像 $\sigma(\alpha)$ 在未确定 V 的基前是未定义的！我们一定需要 V 的基才能有坐标 x_i ，然后再利用这个坐标结合像空间的基（这组基和 V 的基是有关的）才能得到像，因此这里的同构映射是非常不美观的。

有的读者可能会质疑，即 V 和 V^* 之间的同构真的一定需要建立在取定 V 的基的基础上吗？事实上的确是需要的，更规范的表述需要进一步学习范畴学等更为深入的数学知识，这里我们只给出直觉：因为同构映射实际上建立的是两个空间基的一一对应关系，然而 V^* 的基本身就依赖于 V 的基的选取，因此我们很难在定义同构映射时避免需要先确定 V 的基这一前提。

因此我们会尝试研究 V 的对偶空间 V^* 的对偶空间 V^{**} ，我们称之为**双重对偶空间**。由于 $V^* = \mathcal{L}(V, \mathbf{F})$ ，因此 $V^{**} = \mathcal{L}(V^*, \mathbf{F}) = \mathcal{L}(\mathcal{L}(V, \mathbf{F}), \mathbf{F})$ ，因此 V^{**} 中的元素是这样的线性映射：它的自变量是 V 上的线性泛函，它将这一线性泛函映到一个数。

我们知道 $\dim V = \dim V^*$ ，故 V^* 也和其对偶空间有相同的维数，即 $\dim V^* = \dim V^{**}$ ，故 $\dim V = \dim V^{**}$ ，因此我们可以尝试构造一个同构映射 $\sigma: V \rightarrow V^{**}$ ，使得这一映射不依赖于 V 的基的选取。我们发现这样的映射是存在的，我们来跟着下面这个例子逐步说明：

例 9.2

设 V 为有限维线性空间。我们定义 $\tau: V \rightarrow V^{**}$ 为

$$(\tau(\alpha))(f) = f(\alpha), \quad \forall \alpha \in V, f \in V^*.$$

1. 证明： τ 是线性映射；
2. 证明：若 $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$ ，则 $\sigma^{**} \circ \tau = \tau \circ \sigma$ ，这里 σ^{**} 是 σ^* 的对偶映射；

3. 证明: τ 是 V 到 V^{**} 的同构映射.

解

我们发现这一同构映射不需要先确定 V 的基就可以定义, 因此相对于 V 与 V^* 间的同构映射更为自然. 在范畴学中, 我们称这样的映射为 **自然同构**, 它不依赖于选取的基, 一直客观存在着, 就好像在等着我们发现一样, 而 V 与 V^* 间的同构映射则需要通过我们先取出 V 的基才能定义, 因此缺少了这样“自然”的客观存在的感觉.

事实上本节的讨论是比较抽象的, 我们只能通过一些例子和描述来直观理解其中核心的思想, 即自然同构中“自然”的含义 (不依赖于基的选取). 我们长篇的论述的核心就是直观地告诉读者, V 和 V^* 之间找不到自然同构, 但 V 和 V^{**} 之间存在. 更深入、严谨的讨论可能需要读者进一步学习范畴学的相关知识才能全面理解.

9.2 对偶映射的矩阵

有了前述内容的铺垫, 本节我们将最终给出对偶映射的矩阵. 我们首先介绍矩阵转置的概念, 然后说明对偶为什么与转置相关.

定义 9.5 转置

设 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$, 称 $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{m1} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{m2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n} & a_{2n} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$ 为矩阵 A 的**转置**, 记作 A^T .

简单来说, 矩阵的转置就是矩阵的第 i 行变成了第 i 列 (或者第 i 列变成了第 i 行, 即行列互换), 原先矩阵第 i 行第 j 列的元素转置后变为第 j 行第 i 列的元素, 或者抽象表达为:

$$A = (a_{ij})_{m \times n}, \quad A^T = (a'_{ji})_{n \times m}, \quad a_{ij} = a'_{ji}$$

接下来我们将说明对偶映射在对偶基下的矩阵就是原映射在原空间基下矩阵的转置:

定理 9.2

V 和 W 为有限维线性空间. V 的一组基为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, W 的一组基为 β_1, \dots, β_m ,

它们对偶空间的基分别为 f_1, \dots, f_n 和 g_1, \dots, g_m . 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V, W)$, 它在上述 V 和 W 的基下的矩阵为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 则 $\sigma^* \in \mathcal{L}(W^*, V^*)$ 在上述对偶基下的矩阵为 $C = (c_{ij})_{n \times m} = A^T$.

证明

根据线性映射矩阵表示的定义, 我们有

$$\sigma^*(g_j) = \sum_{i=1}^n c_{ij} f_i, \quad j = 1, 2, \dots, m.$$

上式左端根据对偶映射定义等于 $(g_j \circ \sigma)(\alpha_k)$. 于是我们将等式两端均作用于 α_k 上有

$$(g_j \circ \sigma)(\alpha_k) = \sum_{i=1}^n c_{ij} f_i(\alpha_k) = \sum_{i=1}^n c_{ij} \delta_{ik} = c_{kj}.$$

另一方面, 根据映射复合的结合律以及线性映射矩阵表示的定义, 我们有

$$(g_j \circ \sigma)(\alpha_k) = g_j(\sigma(\alpha_k)) = g_j\left(\sum_{i=1}^n a_{ik} \beta_i\right) = \sum_{i=1}^n a_{ik} g_j(\beta_i) = \sum_{i=1}^n a_{ik} \delta_{ij} = a_{jk}.$$

因此我们有 $c_{kj} = a_{jk}$, 即 $C = A^T$. □

可能由许多同学心存疑惑——我们为什么要费这么大劲介绍一个这么特别且抽象的概念然后引入转置? 事实上对偶这一概念在数学中是非常重要的, 在之后我们还将提起它, 现在可以先留下一个美好的期待, 相信在之后的学习中你会逐渐发现这一定义是自然而美妙的, 而且其中蕴含的思想是有很大的应用价值的.

除此之外, 在这一讲中笔者也反复强调, 面对这一抽象的内容我们不要畏惧, 我们可以先从是什么开始, 熟练概念, 然后理解相关的性质, 例如我们在定义对偶映射的时候就强调先记住很好记忆的定义式, 然后我们再说明它的出发空间、到达空间是什么, 具有什么样的性质, 不能一开始就妄图直接装下所有的概念、性质, 这样只能使思维混乱且不知道自己学了什么. 我们应当学会将抽象的概念通过拆解成大家从小就习惯的“是什么”的教育和研究中更感兴趣的内容两部分进行梳理, 从而更快地理解.

9.3 转置的计算性质

接下来我们转入具象的矩阵运算中, 讨论转置这一运算的性质. 我们首先给出一些基本的性质:

9.3.1 基本性质

1. $(A^T)^T = A$
2. $(A + B)^T = A^T + B^T$
3. $(\lambda A)^T = \lambda A^T, \lambda \in \mathbf{F}$
4. $(AB)^T = B^T A^T, (A_1 A_2 \cdots A_n)^T = A_n^T \cdots A_2^T A_1^T$
5. $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$
6. $(A^T)^m = (A^m)^T$

关于上述性质我们有如下说明:

1. 从计算角度来看是显然的, 简而言之就是矩阵第 i 行变成第 i 列后又变回了第 i 行, 因此矩阵不变; 但如果从映射矩阵表示的角度来看, 我们需要验证对偶映射的对偶映射在双重对偶基下的矩阵仍是原映射在原空间基下的矩阵. 这一点我们放在习题中供感兴趣的读者验证;
- 2-4. 考虑从计算角度验证只需暴力计算即可, 从映射角度之前已经说明了映射对偶运算的三条性质, 因此这里也是显然的. 至于 4 的最后 n 个矩阵的情况只需要从两个相乘的情况出发数学归纳即可;
5. 请不要忘记验证逆的运算性质的一般方法, 我们只需要看到 $(A^{-1})^T A^T = (A A^{-1})^T = E$, 这里第一个等号运用了上面第 4 点转置乘法的性质. 从这一式中我们看到 $(A^{-1})^T$ 是 A^T 的逆矩阵, 因此利用逆的唯一性即可得到 $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$;
6. 实际上将 $(A_1 A_2 \cdots A_n)^T = A_n^T \cdots A_2^T A_1^T$ 中的 A_i 全部取成 A 即可.

在熟悉了矩阵的基本运算性质后, 我们可以来看下面这个例题进行综合练习:

例 9.3

已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ h & x & y \end{pmatrix}$ 的逆是 $A^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 0 & -3 & -1 \end{pmatrix}$,

$B = \begin{pmatrix} a - 2b & b - 3c & -c \\ d - 2e & e - 3f & -f \\ h - 2x & x - 3y & -y \end{pmatrix}$. 求矩阵 X 满足:

$$X + (B(A^T B^2)^{-1} A^T)^{-1} = X (A^2 (B^T A)^{-1} B^T)^{-1} (A + B)$$

解

注意到

$$B = A \begin{pmatrix} 1 & & \\ 2 & 1 & \\ & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & -3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & -1 \end{pmatrix},$$

从而 B 由 A 经过有限次初等变换得到, 因 A 可逆, 故 B 可逆. 一方面

$$left = X + (B(A^T B^2)^{-1} A^T)^{-1} = X + B,$$

另一方面

$$right = X (A^2 (B^T A)^{-1} B^T)^{-1} (A + B) = X A^{-1} (A + B),$$

$$\text{于是 } X = A = (A^{-1})^{-1} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ -2 & -1 & 1 \end{pmatrix}.$$

关于转置我们还有一个重要的例题需要同学们掌握:

例 9.4

设 $\alpha = (1, -1, 2)^T$, $\beta = (3, 1, -2)^T$, $A = \alpha\beta^T$, 求 A^n .

解

由于 $A^2 = \alpha\beta^T\alpha\beta^T = \alpha(\beta^T\alpha)\beta^T = kA$, 其中 $k = \beta^T\alpha = -2$, 则 $A^2 = -2A$. 则可递推得到 $A^n = (-2)^{n-1}A = (-2)^{n-1} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -2 \\ -3 & -1 & 2 \\ 6 & 2 & -4 \end{pmatrix}$, 原因在于 A^n 展开后中间会出现 $n-1$ 个 $\beta^T\alpha$.

9.3.2 对阵矩阵与反对称矩阵

定义 9.6

设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 如果 $\forall i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$ 均有 $a_{ij} = a_{ji}$, 则称 A 为对称矩阵. 若均有 $a_{ij} = -a_{ji}$, 则称 A 为反对称矩阵.

由定义易知 A 为对称矩阵的充要条件为 $A = A^T$, A 为反对称矩阵的充要条件为 $A = -A^T$.

例 9.5

证明以下几点性质:

1. 反对称矩阵主对角元均为 0;
2. AA^T 和 $A^T A$ 均为对称矩阵;
3. 设 A, B 为 n 阶对称和反对称矩阵, 则 $AB + BA$ 是反对称矩阵;
4. 对称矩阵的乘积不一定对称;
5. 可逆的对称 (反对称) 矩阵的逆矩阵也是对称 (反对称) 矩阵.

解

1. 由于 A 为反对称矩阵, 因此根据定义有 $a_{ii} = -a_{ii}$, 即 $a_{ii} = 0$;
2. 由于 $(AA^T)^T = (A^T)^T A^T = AA^T$, 因此 AA^T 为对称矩阵; 同理可证 $A^T A$ 为对称矩阵;
3. 由于 A, B 分别为对称和反对称矩阵, 因此 $(AB + BA)^T = B^T A^T + A^T B^T = -AB - BA = -(AB + BA)$, 因此 $AB + BA$ 为反对称矩阵;
4. 注意 $(AB)^T = B^T A^T = BA$, 因为矩阵乘法不一定可交换, 因此 AB 不一定对称;
5. 因为 A 可逆有 $(A^{-1})^T = (A^T)^{-1} = A^{-1}$, 因此 A^{-1} 为对称矩阵; 同理可证 A 反对称的情况.

我们已经看到转置和对称矩阵之间的关联, 因此我们在之后在处理一些对称性很强的问题时, 实际上都可以考虑利用转置来解决, 例如:

例 9.6

a, b, c, d 是四个实数. 证明 $\begin{cases} a^2 + b^2 = 1 \\ c^2 + d^2 = 1 \\ ac + bd = 0 \end{cases}$ 成立的充分必要条件是 $\begin{cases} a^2 + c^2 = 1 \\ b^2 + d^2 = 1 \\ ab + cd = 0 \end{cases}$.

解

设 $A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$, 则有

$$AA^T = \begin{pmatrix} a^2 + b^2 & ac + bd \\ ac + bd & c^2 + d^2 \end{pmatrix}, \quad A^T A = \begin{pmatrix} a^2 + c^2 & ab + cd \\ ab + cd & b^2 + d^2 \end{pmatrix}.$$

因此题中的充要条件可以转化为 $AA^T = E$ 是 $A^T A = E$ 的充要条件. 这是显然的, 因为 $AA^T = E \iff A^{-1} = A^T \iff A^T A = E$ 成立.

内容总结

本讲我们从对偶引入转置运算, 并介绍了转置运算的基本性质, 也介绍了对称矩阵与反对称矩阵的概念与性质, 希望读者通过例子和习题体验转置中蕴含的“对称性”在习题中的运用.

习题

一个没有几分诗人才能的数学家决不会成为一个完全的数学家。

——魏尔斯特拉斯

A 组

1. 设 α, β 为三维列向量, 且 $\alpha\beta^T = \begin{pmatrix} -1 & 2 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 2 & -4 & -2 \end{pmatrix}$, 求 $\alpha^T\beta$.

B 组

1. 设 A 为 n 阶实矩阵, 且 $A^T A = O$. 证明: $A = O$.
2. 设 $V = \{(a_{ij})_{n \times n} \mid \forall i, j, a_{ij} = a_{ji}\}$.

(1) 证明: V 为 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 的子空间;

(2) 求 V 的基和维数.

3. 求矩阵 $\begin{pmatrix} a & b & c & d \\ -b & a & d & -c \\ -c & -d & a & b \\ -d & c & -b & a \end{pmatrix}$ 的逆.

4. $\mathbf{M}_n(\mathbf{R})$ 表示所有实 n 阶方阵构成的集合. 设 $W = \{A \in \mathbf{M}_n(\mathbf{R}) \mid a_{ji} = ka_{ij}, i \leq j\}$, 求当 $k = 0, 1, 2$ 时, W 的一组基和维数.

C 组

1.

矩阵运算进阶 (I)

关于矩阵运算进阶的两讲我们将讲述线性代数这门课中关于矩阵计算问题的一些进阶内容. 需要注意的是, 本节除了一些基本概念在之后讨论矩阵的秩时还有关键作用之外, 大都是技巧性的内容, 基本都已经脱离了之前描述的抽象空间和映射. 但我们仍需承认这些内容的重要性, 因为运算技巧将会使得未来的很多性质的研究更为便捷. 同时我们也应当感到欣慰, 我们终于从抽象空间一步一步如同搭积木一般走到了具象的运算, 并且这是建立在了充分理解了矩阵背后的内在含义的基础上的.

本节我们首先介绍有关初等矩阵、分块矩阵和矩阵方程的相关内容. 本节是之后讨论矩阵的秩的重要基础, 并且涉及一些很重要的算法和技巧, 需要引起重视.

10.1 初等矩阵

接下来一节我们将介绍一种特别的矩阵——初等矩阵. 其中要介绍的初等矩阵和可逆矩阵的关联将成为我们求解矩阵的逆的一个重要手段, 也是后面大量内容的讨论基础, 因此我们在此展开叙述.

10.1.1 基本概念与性质

定义 10.1

将单位矩阵 E 做一次初等变换得到的矩阵称为初等矩阵, 与三种初等行、列变换对应的三类初等矩阵为:

1. 将单位矩阵第 i 行 (或列) 乘 c , 得到初等倍乘矩阵 $E_i(c)$;

2. 将单位矩阵第 i 行乘 c 加到第 j 行, 或将第 j 列乘 c 加到第 i 列, 得到初等倍加矩阵 $E_{ij}(c)$;
3. 将单位矩阵第 i, j 行 (或列) 对换, 得到初等对换矩阵 E_{ij} .

教材 136 页上方给出了这三类矩阵具体的形状. 事实上, 初等矩阵的定义就将我们在高斯消元法中使用的初等变换的三种形式对应到了矩阵的形式上. 我们很容易通过计算验证, 简而言之, 对单位矩阵 E 做了一次初等变换后得到的矩阵 P , 乘以其他任何矩阵 A 的效果就是对 A 做了和对 E 做的同样的初等变换.

当我们对矩阵左乘一个初等矩阵时, 相当于对矩阵做了对应的初等行变换; 右乘一个初等矩阵时, 相当于对矩阵做了对应的初等列变换. 所以在高斯消元法中, 假设系数矩阵为 A , 简化阶梯矩阵为 U , 我们做的初等行变换分别为 P_1, P_2, \dots, P_k , 则有

$$P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1 A = U.$$

大家非常关心为什么初等矩阵左乘代表行变换, 右乘代表列变换. 事实上读者只需要回顾矩阵乘法一小节中说明的如下性质: “矩阵 A 与 B 相乘, 乘积的每一列都是矩阵 A 各列的线性组合, 每一行都是矩阵 B 各行的线性组合” 即可. 左乘的时候情况对应于 A 是初等矩阵, 它乘在 B 的左边, 那么乘积 AB 的每一行都是 B 的各行的线性组合, 即 A 左乘 B 后相对于对 B 进行了行变换. 右乘的情况对应于 B 为初等矩阵, 结果 AB 的每一列都是 A 的各列的线性组合, 即 B 右乘 A 后相当于对 A 进行了列变换.

接下来我们还有几个细节需要讨论:

1. 倍加变化请注意 i 和 j 在行列变换的情况下的不同, 行变换是第 i 行乘 c 加到第 j 行, 列变换是第 j 列乘 c 加到第 i 列;
2. 注意三类矩阵不是三个矩阵, 例如倍乘矩阵乘以哪一行/哪一列, 以及乘以多少都是不唯一的;
3. 三种初等矩阵都是可逆的, 且 $E_i^{-1}(c) = E_i\left(\frac{1}{c}\right)$, $E_{ij}^{-1}(c) = E_{ij}(-c)$, $E_{ij}^{-1} = E_{ij}$. 原因非常简单, 只需要记住这三类矩阵在单位矩阵基础上做了什么, 需要反过来作用什么来抵消就可以理解;
4. 三种初等矩阵的转置: $E_i^T(c) = E_i(c)$, $E_{ij}^T(c) = E_{ji}(c)$, $E_{ij}^T = E_{ij}$, 因此初等矩阵转置前后分别对应于同样的行列变换操作. 例如倍乘行变换表示对第 i 行乘以 c , 转置后如果视为列变换则表示对第 i 列乘以 c , 行列操作一致, 对换也是如此. 而倍加 $E_{ij}(c)$ 在行变换表示将第 i 行乘 c 加到第 j 行, 转置后如果视为列变换, $E_{ji}(c)$ 表示将第 i 列乘 c 加到第 j 列, 这两者在行列操作上保持了一致性.

总结而言就是 P 为初等矩阵, 则 PA 和 AP^T 表示同一个变换, 只是把行/列两个字变了一下.

关于初等矩阵我们有一个相当重要的定理，这一定理在之后很多讨论和解题中都扮演关键角色：

定理 10.1

任意可逆矩阵都可以被表示为若干个初等矩阵的乘积.

证明

回顾可逆矩阵一节中逆矩阵的求解方法的讨论，当 A 可逆时，线性方程组 $AX = b$ 仅有唯一解，因此其简化阶梯矩阵必然满足行列数相同且对角线上全为 1，事实上这就是单位矩阵 E .

假设从 A 到 E 所做的初等行变换为 P_1, P_2, \dots, P_k ，则有

$$P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1 A = E.$$

又初等矩阵可逆且逆矩阵也为初等矩阵，由矩阵乘积的逆的公式有 $(P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1)^{-1} = P_1^{-1} P_2^{-1} \cdots P_{k-1}^{-1} P_k^{-1}$ ，因此 $A = P_1^{-1} P_2^{-1} \cdots P_{k-1}^{-1} P_k^{-1}$ ，即 A 可以表示为若干个初等矩阵的乘积. \square

10.1.2 逆矩阵的求解（基本方法 II）

本节我们将基于上述对初等矩阵的讨论给出逆矩阵求解中另一种基本且更常用的方法.

我们首先给出一个引理：

引理 10.1

设 A 为 n 阶可逆矩阵，如果对 A 和 n 阶单位矩阵 E 做相同的初等行变换，即 P_1, P_2, \dots, P_k 后 A 变为 E 时， E 变为 A^{-1} .

证明

由题意有 $P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1 A = E$ ，即 $P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1 = A^{-1}$ ，因此对 E 做相同的初等行变换有 $P_k P_{k-1} \cdots P_2 P_1 E = A^{-1} E = A^{-1}$. \square

我们可以将上述过程写成 $(A, E) \xrightarrow{\text{初等行变换}} (E, A^{-1})$. 事实上初等列变换也有类似过程：

$$\begin{pmatrix} A \\ E \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{初等列变换}} \begin{pmatrix} E \\ A^{-1} \end{pmatrix}$$

原因是 A 做列变换 P_1, P_2, \dots, P_k 后, A 变为 E , 这一过程可以写为 $AP_1P_2 \cdots P_k = E$, 因此 $P_1P_2 \cdots P_k = A^{-1}$, 因此对 E 做相同的列变换有 $EP_1P_2 \cdots P_k = EA^{-1} = A^{-1}$.

注意, 上面我们在行变换时将 A 和 E 放在一行是为了方便我们实际操作的时候, 我们可以对 A 和 E 同时做行变换, 列变换放在一列表示的原因同理, 只是为了实际操作的时候更容易看清, 在后面的例子中我们可以仔细体会到这一点.

注意, 基于初等变换的方法是非常重要的, 我们很多时候使用的方法就是初等行变换 (列变换也可以用但一般更习惯行变换). 我们将通过下面这个例子详细介绍这种方法的计算过程:

例 10.1

用上述方法求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 2 & -1 \\ 1 & 1 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$ 的逆矩阵.

解

见教材 138 页例.

10.1.3 线性映射与初等变换

我们来看下面这个例子:

例 10.2

设 $\sigma: V \rightarrow W$ 为线性映射, 取 V 和 W 的基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 和 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$, 且 σ 在这两组基下的矩阵表示为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$.

1. 若将 α_i 换为 $c\alpha_i$ (c 为常数), 求 σ 在新基下的矩阵表示;
2. 若将 β_i 换为 $c\beta_i$ (c 为常数), 求 σ 在新基下的矩阵表示;
3. 若将 α_i 换为 $\alpha_i + k\alpha_j$ (k 为常数), 求 σ 在新基下的矩阵表示;
4. 若将 β_i 换为 $\beta_i + k\beta_j$ (k 为常数), 求 σ 在新基下的矩阵表示;
5. 若将 α_i 和 α_j 对换, 求 σ 在新基下的矩阵表示;
6. 若将 β_i 和 β_j 对换, 求 σ 在新基下的矩阵表示.

解

根据线性映射矩阵表示的定义，即写出

$$\sigma(\alpha_i) = a_{1i}\beta_1 + a_{2i}\beta_2 + \cdots + a_{mi}\beta_m, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

我们很容易得出下面的结果：

1. 矩阵表示 A_1 就是 A 的第 i 列数乘 c ；
2. 矩阵表示 A_2 就是 A 的第 i 行数乘 $1/c$ ；
3. 矩阵表示 A_3 就是 A 的第 i 列加上第 j 列数乘 k ；
4. 矩阵表示 A_4 就是 A 的第 j 行减去第 i 行数乘 k ；
5. 矩阵表示 A_5 就是 A 的第 i 列和第 j 列对换；
6. 矩阵表示 A_6 就是 A 的第 i 行和第 j 行对换。

这一例子给了我们一个很大的启示：我们可以将对于基向量组的上述操作也视为一种初等变换，那么对基的初等变换的作用效果就是表示矩阵也做了初等变换。其中对出发空间的基做变换相当于对矩阵的列做变换；对目标空间的基做变换相当于对矩阵的行做变换。

我们回顾 $\sigma(a) = b$ 和 $AX = b$ 之间的关联，其中 A 是 σ 在出发空间和到达空间基 B_1 和 B_2 下的表示矩阵。我们说解 X 是 b 在 σ 下的原像在基 B_1 下的坐标。我们回顾高斯消元法，高斯消元法都在对矩阵进行初等行变换，事实上根据上面例题这对应于对 B_2 中的向量进行初等变换得到 B'_2 ，但没有影响 B_1 中的向量。

因此，对 A 做初等变换得到简化阶梯矩阵 U 后， U 实际上是 σ 在出发空间基 B_1 和到达空间基 B'_2 下的表示矩阵。因此 $UX = b$ 仍对应于 $\sigma(a) = b$ ，解 X 仍然是 b 在 σ 下的原像在基 B_1 下的坐标，因为 B_1 在行变换过程中完全没有变化！这就给高斯消元法使用初等行变换一个合理的解释——从线性映射的角度来看，虽然矩阵在行变换后发生了变化，方程从 $AX = b$ 变为 $UX = b$ ，但解不会改变。但如果做列变换则改变了 B_1 得到 B'_1 ，这时解 X 将是 b 在 σ 下的原像在基 B'_1 下的坐标，因此会发生改变，所以高斯消元法没有采用列变换。

除此之外，在后续学习中我们会介绍矩阵的三种标准形，每种标准形都是矩阵在某一特定的基下的矩阵表示。事实上我们可以首先写出矩阵在任意一组基下的矩阵表示，然后通过对矩阵做初等变换得到标准形，同时对基做“初等变换”即可得到标准形对应的基。日后我们提到矩阵标准形时再进一步讨论这一点，现在可以只留一个印象。

10.2 分块矩阵

矩阵分块在矩阵计算中是非常核心的一种手段, 这可以使得我们将大矩阵分为更容易处理的小矩阵, 结合并行计算等工具能大大加速矩阵计算. 除此之外, 基于分块矩阵的初等变换也是研究矩阵求逆、矩阵的秩以及矩阵分解等多个问题的重要工具.

10.2.1 运算性质

定义 10.2

一般地, 对于 $m \times n$ 矩阵 A , 如果在行的方向分成 s 块, 在列的方向分成 t 块, 就得到 A 的一个 $s \times t$ **分块矩阵**, 记作 $A = (A_{kl})_{s \times t}$, 其中 A_{kl} ($k = 1, \dots, s, l = 1, \dots, t$) 称为 A 的子块.

实际上上述表示方法就是将一般矩阵表示 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 中的 a_{ij} 替换为了小块矩阵, 字母含义并无变化, 内层代表索引, 外层代表总行列数 (只是分块矩阵是块索引和块数). 我们接下来考察分块矩阵的运算性质.

1. 分块矩阵的加法: 设分块矩阵 $A = (A_{kl})_{s \times t}$, $B = (B_{kl})_{s \times t}$. 如果 A 与 B 对应的子块 A_{kl} 和 B_{kl} 都是同型矩阵, 则

$$A + B = (A_{kl} + B_{kl})_{s \times t}$$

由此我们看到分块矩阵加法要求小块形状和行列分块数都一致, 实际上回顾一般矩阵加法要求矩阵完全同型即可理解这一要求.

2. 分块矩阵的数乘: 设分块矩阵 $A = (A_{kl})_{s \times t}$, λ 是一个数, 则

$$\lambda A = (\lambda A_{kl})_{s \times t}$$

实际上数乘最好理解, 因为如此计算的效果相当于一般矩阵数乘的效果, 即给每个元素都乘以一个常数 λ .

3. 分块矩阵的乘法: 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, $B = (b_{ij})_{n \times p}$, 如果把 A, B 分别分块为 $r \times s$ 和 $s \times t$ 分块矩阵, 且 A 的列分块法与 B 的行分块法相同 (注意这些条件始终保证可乘性成立), 则

$$AB = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1s} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{r1} & A_{r2} & \cdots & A_{rs} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1t} \\ B_{21} & B_{22} & \cdots & B_{2t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{s1} & B_{s2} & \cdots & B_{st} \end{pmatrix} = C = (C_{kl})_{r \times t}$$

其中 C 是 $r \times t$ 分块矩阵, 且 C_{kl} 与一般矩阵计算类似, 即为 A 第 k 行块 B 的 l 列块对应元素相乘后相加, 即

$$C_{kl} = A_{k1}B_{1l} + A_{k2}B_{2l} + \cdots + A_{ks}B_{sl}, \quad k = 1, \dots, r, \quad l = 1, \dots, t$$

4. 分块矩阵的转置: 大、小矩阵都要转置, 这是分块矩阵与普通矩阵的一大性质差异; 即 $s \times t$ 分块矩阵 $A = (A_{kl})_{s \times t}$ 转置后 $A^T = (B_{lk})_{t \times s}$ 为 $t \times s$ 分块矩阵, 且 $B_{lk} = A_{kl}^T$.

例如 $\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} A_{11}^T & A_{21}^T \\ A_{12}^T & A_{22}^T \end{pmatrix}$.

补充以下注意事项:

1. 常见的行列分块方法: 将矩阵按行/列分块, 注意 $A(\beta_1, \dots, \beta_n) = (A\beta_1, \dots, A\beta_n)$ 成立, 但当 A 在右侧时并不可乘, 因为 β 是列向量, 只有当 A 为行向量时才能使 βA 乘法是有意义的. 事实上按行分块也有对称的结论, 即写成

$$A = \begin{pmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_s \end{pmatrix}$$

时, 我们有

$$AB = \begin{pmatrix} A_1 B \\ \vdots \\ A_s B \end{pmatrix}.$$

2. 分块矩阵求逆通常有两种方法, 其一直接使用设未知数的方式完成, 我们下面将给出例子, 当然也可以利用后续介绍的分块矩阵初等变换进行解决:

例 10.3

设 n 阶矩阵 A 分块为 $A = \begin{pmatrix} B & O \\ C & D \end{pmatrix}$, 其中 B, D 分别为 k 阶、 m 阶矩阵, 证明: A 可逆的充分必要条件为 B, D 可逆, 并求 A^{-1} .

解

本题即教材 147 页例 5, 关于可逆的充要条件可以参考教材, 我们这里只强调一下如何求解 A^{-1} . 这里我们使用的方法就是直接设出 A^{-1} 的形式, 然后验证即可. 之后我们还会学习一种基于分块矩阵初等变换的进阶方法 (事实上考试如果考察的话基本是本题的解法, 分块矩阵初等变换是在教材中是小字部分). 设

$A^{-1} = \begin{pmatrix} X & Y \\ Z & T \end{pmatrix}$, 其中 X, T 分别为 k, m 阶矩阵, 那么我们有

$$\begin{pmatrix} B & O \\ C & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X & Y \\ Z & T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} BX & BY \\ CX + DZ & CY + DT \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E_k & O \\ O & E_m \end{pmatrix},$$

又由题意 A 可逆有 B, D 可逆, 因此 $BX = E_k$ 可得 $X = B^{-1}$, $BY = O$ 可得 $Y = O$, $CY + DT = DT = E_m$ 可得 $T = D^{-1}$, $CX + DZ = CB^{-1} + DZ = O$ 可得 $Z = -D^{-1}CB^{-1}$, 因此

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} B^{-1} & O \\ -D^{-1}CB^{-1} & D^{-1} \end{pmatrix}.$$

3. 分析分块矩阵与普通矩阵的运算性质的异同:

- (1) 分块矩阵转置需要注意大矩阵小分块都要转置;
- (2) 分块矩阵每一块不一定是数, 而是矩阵, 因此小分块中出现 $^{-1}$ 表示小分块求逆, 但如果是一般矩阵就是矩阵元素直接求倒数即可;
- (3) 分块矩阵加法乘法一定要保证块大小对应, 否则不可加、不可乘;
- (4) 其他很多性质都是将单个元素推广为一块, 例如满足可加、可乘后的加法、乘法计算.

例 10.4

设

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & 2 & 4 \\ 0 & 0 & 1 & 4 \end{pmatrix}$$

利用分块矩阵的方法, 求 A^2 , AB , A^T , A^{-1} .

解

将 A 和 B 分别分块为

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & O \\ O & A_2 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_1 & B_2 \\ B_3 & B_4 \end{pmatrix},$$

其中 $A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 5 \end{pmatrix}$, $A_2 = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$, $B_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$, $B_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 3 & 0 \end{pmatrix}$, $B_3 = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, $B_4 = \begin{pmatrix} 0 & 4 \\ 2 & 4 \\ 1 & 4 \end{pmatrix}$. 因此 $A^2 = \begin{pmatrix} A_1^2 & O \\ O & A_2^2 \end{pmatrix}$, $AB = \begin{pmatrix} A_1B_1 & A_1B_2 \\ A_2B_3 & A_2B_4 \end{pmatrix}$, $A^T = \begin{pmatrix} A_1^T & O \\ O & A_2^T \end{pmatrix}$, $A^{-1} = \begin{pmatrix} A_1^{-1} & O \\ O & A_2^{-1} \end{pmatrix}$. 上面的具体展开计算略过, 我们这里只需要体会分块矩阵的运算性质即可.

在这个例子中我们可以得到一个很关键的经验: 分块对角矩阵求逆实际上就是对每一个分块求逆.

10.2.2 分块矩阵初等变换 (打洞法)

分块矩阵的初等变换实际上可以视为一般矩阵初等变换的推广, 实际上也有三种相应的推广形式:

1. 交换分块矩阵两行 (列) (实际上对应于交换原矩阵若干行/列);
2. 对分块的某一行 (列), 左 (右) 乘一个可逆矩阵 (对应于普通矩阵初等变换就是对普通矩阵的一行乘以非零数);
3. 将分块矩阵中的某一行 (列), 左 (右) 乘矩阵后加到另一行 (对应于普通矩阵初等变换就是将一行乘以非零数加到另一行).

特别注意上面对行变换是要左乘矩阵, 对列变换要右乘矩阵.

回顾一般矩阵的初等矩阵, 就是对单位矩阵做了一次初等变换得到的. 在分块初等矩阵中, 实际应用时我们一般只会出现 2×2 的情况, 因此对应的三种矩阵为对单位矩阵

$$\begin{pmatrix} E & O \\ O & E \end{pmatrix}$$

做了三种初等变换得到的矩阵, 即:

1. 交换分块矩阵的两行 (列), 对应的矩阵均为:

$$\begin{pmatrix} O & E \\ E & O \end{pmatrix}$$

该矩阵左 (右) 乘以分块矩阵相当于对分块矩阵交换两行 (列);

2. 倍乘矩阵:

$$\begin{pmatrix} P & O \\ O & E \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} E & O \\ O & P \end{pmatrix}$$

其中 P 为可逆矩阵, 左(右)乘以上述第一个分块矩阵相当于对分块矩阵的第一行(列)乘以 P , 第二个矩阵则对应第二行(列)的倍乘;

3. 倍加矩阵:

$$\begin{pmatrix} E & O \\ P & E \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} E & P \\ O & E \end{pmatrix}$$

(1) 左乘第一个矩阵相当于对分块矩阵的第一行乘以 P 后加到第二行, 右乘第一个矩阵相当于对分块矩阵的第二列乘以 P 后加到第一列;

(2) 右乘第一个矩阵相当于对分块矩阵的第二列乘以 P 后加到第一列, 左乘第一个矩阵相当于对分块矩阵的第一列乘以 P 后加到第二列.

上述分块矩阵的确可以做到相应的初等变换, 我们是很容易验证的, 只需要将它们乘以一个任意的 2×2 分块矩阵 $\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ 即可. 事实上我们并不需要特别记忆, 因为这和之前普通的初等变换并无本质区别, 只需要注意左乘右乘即可. 除此之外, 上述矩阵的逆矩阵也是同理可得的, 只需要思考什么样的逆变换能变回单位矩阵即可, 此处不再赘述, 后面会有例题进行练习.

分块矩阵初等行变换的一个重要的应用就是“打洞法”, 常用于分块矩阵求逆的运算, 在之后行列式的一些技巧性处理中也很常见. 例如:

1. 当 A 可逆时, 我们可以通过初等行变换消去 C :

$$\begin{pmatrix} E & O \\ -CA^{-1} & E \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ O & D - CA^{-1}B \end{pmatrix}$$

可以继续做列变换消去 B :

$$\begin{pmatrix} A & B \\ O & D - CA^{-1}B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E & -A^{-1}B \\ O & E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & O \\ O & D - CA^{-1}B \end{pmatrix}$$

这里读者可能第一次接触这样的写法, 笔者还是在此进行以下耐心的解释. 第一步我们希望消去 C , 对于分块矩阵而言, 由于已知 A 可逆, 如果我们采用行变换, 我们就给第一行左乘 $-CA^{-1}$ 使 A 变为 $-C$ 然后加到第二行, 这样第二行的 C 就会变为 O . 这里的思考是很直接的, 然后我们就可以根据我们之前想要做的行变换写出初等矩阵左乘在原矩阵上即可. 特别注意这里有两层左乘: 第一层是小块内要左乘 $-CA^{-1}$, 如果这里思考成了右乘就会错写为乘以 $-A^{-1}C$ 才能使 A 变为 $-C$, 第二层是初等矩

阵 $\begin{pmatrix} E & O \\ -CA^{-1} & E \end{pmatrix}$ 要左乘原分块矩阵. 第二步的思考是同理的, 只是我们使用了列变换, 需要注意右乘. 我们每一次的变换都希望将整个分块变为零矩阵, 事实上这就像是在矩阵上挖了个洞填 0, 因此这一方法又被称为打洞法.

2. 特别地, 对于对称矩阵 $\begin{pmatrix} A & B \\ B^T & D \end{pmatrix}$, 其中 A 和 D 也是对称方阵, 则 A 可逆时, 可以通过下述变换 (称为合同变换) 消除 B 和 B^T , 即

$$\begin{pmatrix} E & -A^{-1}B \\ O & E \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} A & B \\ B^T & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E & -A^{-1}B \\ O & E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & O \\ O & D - B^T A^{-1} B \end{pmatrix}$$

利用初等变换得到分块对角矩阵后, 求取逆矩阵就很容易了, 因为分块对角矩阵求逆矩阵就是对每个小对角块求逆. 所以利用打洞法解决分块矩阵求逆首先要利用分块矩阵初等变换进行对角化, 然后如果得到了 $PAQ = \Lambda$, 其中 P 和 Q 为分块初等矩阵, Λ 为分块对角矩阵, 利用分块对角矩阵的逆和分块初等矩阵的逆都是容易计算的特点计算 $Q^{-1}A^{-1}P^{-1} = \Lambda^{-1}$, 即可得到 $A^{-1} = Q\Lambda^{-1}P$.

例 10.5

当 D 可逆时, 仿照上面的步骤对角化分块矩阵 $P = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ 并求逆矩阵.

解

D 可逆时, 我们可以通过分块矩阵初等变换用 D 将 C 消去:

$$PQ = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E & O \\ -D^{-1}C & E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A - BD^{-1}C & B \\ O & D \end{pmatrix},$$

进一步地, 将 B 消去:

$$RPQ = \begin{pmatrix} E & -BD^{-1} \\ O & E \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A - BD^{-1}C & B \\ O & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A - BD^{-1}C & O \\ O & D \end{pmatrix} = \Lambda.$$

因此

$$\begin{aligned}
 P^{-1} &= QA^{-1}R \\
 &= \begin{pmatrix} E & O \\ -D^{-1}C & E \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (A - BD^{-1}C)^{-1} & O \\ O & D^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E & -BD^{-1} \\ O & E \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} (A - BD^{-1}C)^{-1} & -(A - BD^{-1}C)^{-1}BD^{-1} \\ -D^{-1}C(A - BD^{-1}C)^{-1} & D^{-1} \end{pmatrix}.
 \end{aligned}$$

当然推导过程中发现这一矩阵有逆矩阵还要一个条件: $A - BD^{-1}C$ 可逆.

10.2.3 分块矩阵与数学归纳法

分块矩阵经常运用在数学归纳法中, 我们在之后的课程中也会经常用到这样的思想来证明一些结论, 这一思想基于以下内容:

对于 $\begin{pmatrix} A_1 & \alpha \\ \beta & a_{nn} \end{pmatrix}$, 假设 A_1 可逆, 我们有

$$\begin{pmatrix} E_{n-1} & O \\ -\beta A_1^{-1} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1 & \alpha \\ \beta & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 & \alpha \\ O & a_{nn} - \beta A_1^{-1} \alpha \end{pmatrix}$$

我们通过一个例子来体会如何利用上式结合数学归纳法得到一些矩阵分析中的结论:

例 10.6

若 n 阶矩阵 A 的各阶左上角子块矩阵都可逆, 则存在主对角元全为 1 的下三角矩阵 L 和上三角矩阵 U , 使得 $A = LU$ (L - U 分解).

解

由于主对角元全为 1 的下三角矩阵可逆, 其逆矩阵也是主对角元全为 1 的下三角矩阵, 因此只要证明存在主对角元全为 1 的下三角矩阵 S 使得 $SA = U$, 我们可以利用数学归纳法来证明这一结论.

当 $n = 1$ 时, 结论显然成立. 假设命题对 $n - 1$ 阶矩阵成立. 对 n 阶矩阵 A , 将 A 分块为

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & \alpha_1 \\ \alpha_2 & a_{nn} \end{pmatrix},$$

其中 A_1 为满足命题条件的 $n - 1$ 阶矩阵, 根据归纳假设, 存在 $n - 1$ 阶主对角元全为 1 的下三角矩阵 S_1 和上三角矩阵 U_1 使得 $S_1 A_1 = U_1$. 根据我们前面的讨论, 我们可

以对 A 做分块矩阵初等变换将其化为上三角块矩阵, 即

$$PA = \begin{pmatrix} E_{n-1} & O \\ -\alpha_2 A_1^{-1} & 1 \end{pmatrix} A = \begin{pmatrix} A_1 & \alpha \\ O & a_{nn} - \alpha_2 A_1^{-1} \alpha_1 \end{pmatrix},$$

再取 $Q = \begin{pmatrix} S_1 & O \\ O & 1 \end{pmatrix}$, 即得

$$QPA = \begin{pmatrix} U_1 & S_1 \alpha_1 \\ O & a_{nn} - \alpha_2 A_1^{-1} \alpha_1 \end{pmatrix} = U.$$

其中 U 为上三角矩阵, $S = QP$ 为主对角元全为 1 的下三角矩阵, 故存在 $L = S^{-1}$ 和 U 使得 $A = LU$.

10.3 矩阵方程

本节我们将讨论矩阵方程这一概念, 即矩阵作为未知量的方程.

1. 设 A, B, C, X 为矩阵, 且 A, B 可逆, 考虑以下情形:

$$(1) AX = B \implies X = A^{-1}B, \quad XA = B \implies X = BA^{-1};$$

$$(2) AXB = C \implies X = A^{-1}CB^{-1};$$

2. 考虑以下情形: $AX = B$ 但 A 不可逆 (X 不一定是列向量), 根据矩阵乘法的性质 “ A 和 X 乘积的第 k 列等于 A 乘以 X 的第 k 列” 直接对 B 逐列解方程即可;

3. 考虑以下求解方式的合理性:

$$(1) \text{ 若求 } A^{-1}, \text{ 只需对 } (A, E) \text{ 只做初等行变换, 可以得到 } (E, A^{-1});$$

$$(2) \text{ 若求 } A^{-1}B, \text{ 只需对 } (A, B) \text{ 只做初等行变换, 可以得到 } (E, A^{-1}B);$$

$$(3) \text{ 若求 } BA^{-1}, \text{ 只需对 } \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \text{ 只做初等列变换, 可以得到 } \begin{pmatrix} E \\ BA^{-1} \end{pmatrix};$$

$$(4) \text{ 对 } \begin{pmatrix} A & E_n \\ E_n & O \end{pmatrix} \text{ 的前 } n \text{ 行与 } n \text{ 列做相同的行列变换, 可以得到 } \begin{pmatrix} P^T A P & P^T \\ P & O \end{pmatrix}.$$

前三点的证明与利用初等变换求解矩阵的逆的方法引理证明一致, 此处不再赘述. 第四点需要用到分块矩阵, 我们简要说明:

证明

事实上, 对前 n 行做初等行变换需要的初等矩阵就是对单位矩阵前 n 行做了一

次初等行变换后得到的矩阵, 我们可以记为

$$Q = \begin{pmatrix} P & O \\ O & E \end{pmatrix}$$

我们应当将其左乘原矩阵从而相对于对原矩阵做了初等行变换. 回顾前述初等矩阵转置前后分别对应于相同的行列变换, 我们对原矩阵右乘 $Q^T = \begin{pmatrix} P^T & O \\ O & E \end{pmatrix}$ (回顾分块矩阵转置) 就相当于对原矩阵做了和初等行变换相对应的同样的初等列变换, 因此我们有

$$\begin{pmatrix} P^T & O \\ O & E \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & E_n \\ E_n & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P & O \\ O & E \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P^T A P & P^T \\ P & O \end{pmatrix}$$

这与上面第四点的叙述是一致的. □

例 10.7

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 求矩阵 X 满足:

$$AXA + BXB = AXB + BXA + A(A - B)$$

解

由 $AXA + BXB = AXB + BXA + A(A - B)$ 得 $(A - B)X(A - B) = A(A - B)$,

又 $A - B = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 很容易判断 $A - B$ 可逆 (可以参考定理 11.3), 因此 $(A - B)X = A$, 即 $X = (A - B)^{-1}A$.

我们直接对 $(A - B, A)$ 做初等行变换, 有

$$\left(\begin{array}{cccccc} 1 & -1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array} \right) \xrightarrow{\text{初等行变换}} \left(\begin{array}{cccccc} 1 & 0 & 0 & 4 & 3 & 2 \\ 0 & 1 & 0 & 2 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array} \right),$$

$$\text{因此 } X = \begin{pmatrix} 4 & 3 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

事实上如果记不住简便方法也不一定要 $A - B$ 和 A 同时做初等变换, 我们也可以直接求出 $A - B$ 的逆矩阵.

内容总结

事实上, 这一讲是本讲义第一次接触技巧性较强的内容, 我们的重点从之前对于定理的证明以及用例子巩固定理的应用转变为了对于一些技巧性的处理. 我们首先介绍了三类初等变换 (请务必注意正文中强调的几个定义的细节), 证明了任意可逆矩阵都可以被表示成若干初等矩阵的乘积, 也基于此引出了第二种求解逆矩阵的方法——初等变换法, 这也是我们未来最常用的方法. 除此之外, 我们也联系了线性映射矩阵表示和初等变换, 研究了高斯消元法背后的合理性.

接下来我们介绍了分块矩阵的基本运算性质, 比较了分块矩阵和一般矩阵运算的异同 (特别是乘法和转置), 介绍了两种分块矩阵求逆的方法: 其一直接设出逆矩阵, 其二利用所谓打洞法 (分块矩阵初等变换), 其中打洞法是一个很重要的技巧, 虽然教材列为小字部分, 考试中一般不考察, 但拥有这一技巧对我们未来证明很多结论都有很大的帮助. 最后我们介绍了矩阵方程的求解方法, 本质而言介绍了几种基于初等变换的求解方法, 读者理解其内涵即可.

习题

龙生龙, 凤生凤, 华罗庚的学生会打洞.

——线性代数教学俗语

A 组

1. 设 A 为三阶矩阵, 将 A 的第二列加到第一列得到矩阵 B , 再对调 B 的 2、3 行得到

单位矩阵. 令 $P_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ $P_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 试用 P_1 和 P_2 表示 A .

2. 设 A 为可逆矩阵, 将 A 的第 i 行和第 j 行对调得到矩阵 B , 证明矩阵 B 可逆并求 AB^{-1} .

3. 设 A 为三阶可逆矩阵, 且 $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 其中 $P = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$, 令 $Q = (\alpha_1 + \alpha_2, \alpha_2, \alpha_3)$, 求 $Q^{-1}AQ$.

4. 求下列矩阵的可逆的条件与逆矩阵: $\begin{pmatrix} A & B \\ O & D \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} O & B \\ C & D \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} O & B \\ C & O \end{pmatrix}.$

B 组

1. 已知 \mathbf{R}^3 的基 $B_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$ 变为基 $B_2 = \{\xi_1, \xi_2, \xi_3\}$ 的变换矩阵为 $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$, 求:

- (1) 基 $B_3 = \{\alpha_2, \alpha_1, \alpha_3\}$ 变为基 B_2 的变换矩阵;
- (2) 基 $B_4 = \{-\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$ 变为基 B_2 的变换矩阵;
- (3) 基 B_4 变为基 $B_5 = \{\xi_3, \xi_2, -\xi_1\}$ 的变换矩阵;
- (4) 基 B_4 变为基 $B_6 = \{\xi_1 + \xi_2, \xi_2 + \xi_3, \xi_3 + \xi_1\}$ 的变换矩阵.

2. 设 $P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, Q = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, 定义 $\mathbf{R}^{3 \times 2}$ 上映射 $\sigma(A) = PAQ$.

- (1) 验证 σ 是线性映射;
 - (2) 求 $\ker \sigma$ 和 $\operatorname{im} \sigma$;
 - (3) 求 $\mathbf{R}^{3 \times 2}$ 的两组基, 使得 σ 关于这两组基的表示矩阵是对角矩阵.
3. 设 n 阶矩阵 A 分块为 $A = \begin{pmatrix} B & O \\ C & D \end{pmatrix}$, 其中 B, D 分别为 k 阶、 m 阶矩阵, 证明: A 可逆的充分必要条件为 B, D 可逆, 并求 A^{-1} .

C 组

1. 若 n 阶矩阵 A 的各阶左上角子块矩阵都可逆, 则存在 n 阶下三角矩阵 B , 使得 BA 为上三角矩阵.
2. 设 A 是数域 \mathbf{F} 上的 n 阶可逆矩阵, 把 A 和 A^{-1} 做如下分块:

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix}, A^{-1} = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{pmatrix}$$

其中 A_{11} 是 $l \times k$ 矩阵, B_{11} 是 $k \times l$ 矩阵, l, k 是小于 n 的正整数. 用 W 表示 $A_{12}X = 0$ 的解空间, U 表示 $B_{12}Y = 0$ 的解空间, 其中 X 和 Y 为列向量, 证明 W 与 U 同构.

事实上，在前述介绍中我们已经有了充足的关于线性空间、线性映射以及矩阵的相关背景知识。回顾之前讨论的例 2.1 中的例子以及线性映射核空间与齐次线性方程组的解的关联，我们是时候彻底揭开矩阵与抽象的线性空间和线性映射之间那层若隐若现的薄膜，而我们的工具正是本节讨论的核心——矩阵的秩。相信在理解了本节内容后，我们可以说是一只手已经触碰到线性方程组解的一般理论了。

11.1 矩阵的秩

我们首先给出矩阵的三个秩的定义：

定义 11.1

设 A 是线性映射 σ 对应的矩阵，我们把 σ 的秩也称为矩阵 A 的秩，记为 $r(A)$ ，有时也简记为 r 。我们将矩阵 A 的所有行向量组成的秩称为 A 的**行秩**，常记为 r_r 。所有列向量组成的向量组的秩称为 A 的**列秩**，常记为 r_c 。

对于以上定义的三个秩，我们有定理如下，这一定理无论是证明还是结果都非常关键：

定理 11.1

任意矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 的秩 = 行秩 = 列秩。

定理的证明我们分为两步：

1. 证明矩阵的秩 = 列秩

证明

设 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$, A 是 σ 关于 V_1 和 V_2 的基 $B_1 = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 和 $B_2 = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ 的矩阵. 由线性映射矩阵表示的定义可知, 矩阵的列向量组就是向量组 $S = \{\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_n)\}$ 在基 B_2 下的坐标按列排列.

回忆坐标映射是同构映射, 由定理 6.4, S 和 A 的列向量组秩相等. 又根据线性映射像空间的求解, $\dim \operatorname{im} \sigma = r(S)$, 且根据矩阵的秩的定义 $r(A) = \dim \operatorname{im} \sigma$, 而 A 列向量组的秩也就是列秩 r_c , 因此我们有 $r(A) = r_c$. \square

2. 证明矩阵的行秩 = 列秩: 行秩等于列秩有四样证法, 你知道么? 接下来我们先给出两种证明, 在介绍相抵标准形后给出第三种证明, 最后一种我们放在内积空间中介绍.

(1) (证法一, 《大学数学: 代数与几何》证明方法)

证明

设 A 的行秩为 r_r , 即 A 有 r_r 个线性无关的行向量, 记为 $\alpha_1, \dots, \alpha_{r_r}$. 因此所有行向量都可以被这 r_r 个行向量线性表示, 即

$$\alpha_i = \sum_{k=1}^{r_r} c_{ik} \alpha_k \quad i = 1, 2, \dots, m$$

我们将 α_i 展开为行向量形式有

$$(a_{i1}, \dots, a_{in}) = \sum_{k=1}^{r_r} (c_{ik} a_{k1}, \dots, c_{ik} a_{kn}) \quad i = 1, 2, \dots, m$$

故每一项可以写为 $a_{ij} = \sum_{k=1}^{r_r} c_{ik} a_{kj}$, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$. 因此每一列可以写为

$$\begin{pmatrix} a_{1j} \\ \vdots \\ a_{mj} \end{pmatrix} = \sum_{k=1}^{r_r} a_{kj} \begin{pmatrix} c_{1k} \\ \vdots \\ c_{mk} \end{pmatrix} \quad j = 1, 2, \dots, n$$

上式表明 A 的所有列向量都可以被 r_r 个列向量 $(c_{1k}, \dots, c_{mk})^T$, $k = 1, 2, \dots, r_r$ 线性表示, 因此 A 的列秩 $r_c \leq r_r$.

由于上面的推导对任意矩阵都成立, 我们考察 A 的转置 A^T , 我们也可以得到 A^T 的列秩小于等于 A^T 的行秩, 也就是 A 的行秩小于等于 A 的列秩, 即 $r_r \leq r_c$, 因此我们有 $r_r = r_c$. \square

(2) (证法二, 《线性代数应该这样学》证明方法, 需要基于对偶映射)

证明

设 A 是 $\sigma: V \rightarrow W$ 在 V 和 W 一组基下的矩阵, 由对偶映射矩阵表示可知, A^T 是 $\sigma^*: W^* \rightarrow V^*$ 在 W^* 和 V^* 对偶基下的矩阵, 故我们有:

$$A \text{ 的列秩} = \dim \operatorname{im} \sigma = \dim \operatorname{im} \sigma^* = A^T \text{ 的列秩} = A \text{ 的行秩}.$$

其中第 1,3 个等号来源于矩阵的秩 = 列秩, 第 2 个等号来源于 **定理 9.1**. \square

关于这一定理, 我们有以下几点补充说明:

1. 矩阵的秩等于列秩的证明我们复习了同构的性质. 事实上这一结论还可以告诉我们, 无论是 σ 在哪组基下的表示矩阵, 都有相同的秩; 除此之外, 这一定理使得我们可以将求矩阵的秩的问题转化为求矩阵行/列极大线性无关向量组的问题;
2. 行秩等于列秩的第一种证明给了我们两个启示:
 - (1) 我们在证明过程第二步证明反向不等式的时候直接考察了转置矩阵得出结论, 这一思想在将来一些秩的等式/不等式的证明中也是常见的, 因为转置就是将行和列互换, 所以特别适合于这种证明;
 - (2) $r(A) = r(A^T)$, 即矩阵转置不改变矩阵的秩. 事实上根据这一定理我们有 A^T 的行秩 = A 的列秩 = A 的秩 = A 的行秩 = A^T 的列秩 = A^T 的秩.

除此之外, 我们可以仔细品味以下行秩 = 列秩这一结论. 这表明我们随手写任意一个矩阵, 它行向量组的秩和列向量组的秩就一定是相等的——明明是很杂乱无章的数字排列, 却有这么一个和谐而美观的性质, 着实令人赞叹. 事实上, 行秩 = 列秩还有更深层的含义等待我们在后续章节中逐步揭示, 届时我们也将给读者一个比较完整的对矩阵转置的理解.

除此之外, 我们还应强调以下结论, 在后续研究线性方程组解的性质时是常用的:

定理 11.2

线性映射是单射当且仅当其矩阵表示为列满秩矩阵, 线性映射是满射当且仅当其矩阵表示为行满秩矩阵.

证明

设 $\sigma: V \rightarrow W$, 其中 $\dim V = n$, $\dim W = m$, 且 σ 的矩阵表示为 A , 则 A 是 $m \times n$ 矩阵.

1. σ 是单射 $\iff \dim \ker \sigma = 0 \iff \dim \operatorname{im} \sigma = \dim V - \dim \ker \sigma = n \iff r(A) = n \iff A$ 是列满秩矩阵;

2. σ 是满射 $\iff \dim \operatorname{im} \sigma = m \iff r(A) = m \iff A$ 是行满秩矩阵.

特别注意 A 是 $m \times n$ 矩阵, 因此上述两式的最后两个等价条件成立. \square

我们需要注意, 虽然之前证明矩阵的秩 = 列秩时我们将列秩和像空间的秩等同, 但这里列满秩是和单射等同的, 不要混淆. 事实上先证明出单射等价于列满秩, 再利用推论 9.1 可知满秩等价于行满秩, 因为综合可得 σ 是单射 $\iff \sigma^*$ 是满射 $\iff A$ 是列满秩矩阵 $\iff A^T$ 是行满秩矩阵, 结合 A^T 是 σ^* 的表示矩阵可知满秩等价于行满秩.

事实上, 通过矩阵的秩的学习我们还总结可逆矩阵的几个等价条件:

定理 11.3

设 $A \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, 则下列命题等价:

- (1) A 可逆;
- (2) $r(A) = n$;
- (3) A 的 n 个行 (列) 向量线性无关;
- (4) 齐次线性方程组 $AX = 0$ 只有零解.

证明

相信读者在学习了未竟专题一, 或者在学习数学分析或微积分等课程时已经了解了如何推导等价条件, 即只需要找到一条逻辑循环链路即可.

(1) \implies (2) A 可逆我们有 A 对应的线性映射为可逆映射 (既单又满), 由定理 11.2 可知 A 的行列秩都为 n , 即 $r(A) = n$;

(2) \implies (3) $r(A) = n$, 则 A 的行列秩都为 n , 即 A 的 n 个行 (列) 向量线性无关;

(3) \implies (4) 设 A 的 n 个列向量为 β_1, \dots, β_n , 则 $AX = 0$ 等价于 $x_1\beta_1 + \dots + x_n\beta_n = 0$, 由于 β_1, \dots, β_n 线性无关, 故 $x_1 = \dots = x_n = 0$, 即 $AX = 0$ 只有零解;

(4) \implies (1) 只有零解表示 A 经过初等行变换 P_1, \dots, P_s 后得到了单位矩阵 E , 即

$$P_s \cdots P_1 A = E$$

又初等矩阵可逆, 则 $A = (P_s \cdots P_1)^{-1}$, 又由可逆矩阵的乘积仍然可逆, 则 A 可逆.

□

事实上, 在学完行列式后这一命题还可以增加一个行列式 $|A| \neq 0$ 的等价条件.

11.2 三个重要的定理

这一讲我们将讨论三个容易混淆但各有十分重要内涵的定理. 其中第一个定理引入过渡矩阵且与矩阵的秩有较大关联, 后面两个定理放在一起讨论是为了说明这三个看起来很类似的定理的本质区别. 在讨论第一个定理前我们首先介绍过渡矩阵(变换矩阵)的概念.

定义 11.2

设 $B_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 与 $B_2 = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的任意两组基, B_2 中每个基向量被基 B_1 表示为

$$\begin{cases} \beta_1 = a_{11}\alpha_1 + a_{21}\alpha_2 + \cdots + a_{n1}\alpha_n \\ \beta_2 = a_{12}\alpha_1 + a_{22}\alpha_2 + \cdots + a_{n2}\alpha_n \\ \vdots \\ \beta_n = a_{1n}\alpha_1 + a_{2n}\alpha_2 + \cdots + a_{nn}\alpha_n \end{cases}$$

将上式用矩阵表示为

$$(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

我们将这一矩阵称为即 B_1 变为基 B_2 的变换矩阵(或过渡矩阵).

简单而言 B_1 变为基 B_2 的过渡矩阵就是将 B_2 中的向量在 B_1 下的坐标按列排列. 关于这一定义, 我们有以下几点需要强调:

1. 在之后的讨论或者题目中需要特别注意说的是 B_1 变为基 B_2 的过渡矩阵还是反过来基 B_2 变为基 B_1 的过渡矩阵;
2. 注意过渡矩阵一定是基与基之间的表示矩阵, 一般的向量组之间不称过渡矩阵;

3. 过渡矩阵一定是可逆矩阵, 且 B_1 变为基 B_2 的过渡矩阵的逆矩阵就是 B_2 变为基 B_1 的过渡矩阵. 我们将首先介绍几个更一般的定理, 然后这里的结论就会是显然的.

定理 11.4

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是线性无关的向量组, 且

$$(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)A$$

则向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 的秩等于矩阵 A 的秩.

证明

由定义, A 的各列是向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 在线性无关向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 下的坐标. 我们知道向量和坐标之间存在坐标映射这一同构映射, 故向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ 的秩等于矩阵 A 的列秩, 即 $r(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s) = r(A)$. \square

根据这一定理我们代入过渡矩阵的场景, 此时线性无关向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是一组基, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 也是线性无关的一组基, 因此 A 的秩等于 n , 即 A 行、列都满秩, 对应的线性映射既满射又是单射, 因此 A 可逆.

定理 11.5

已知 $\beta_i = a_{1i}\alpha_1 + a_{2i}\alpha_2 + \dots + a_{ni}\alpha_n$, $i = 1, 2, \dots, n$, 且 $A = (a_{ij})$ 可逆, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 与 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 等价.

证明

由题意已经可知, 向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 可以被向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性表示, 要证明两个向量组等价, 我们只需反过来再证明向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 可以被向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 线性表示即可. 由题意,

$$(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)A,$$

由于 A 可逆, 故 A^{-1} 存在, 因此我们在上式等式两端同时乘以 A^{-1} , 即可得到

$$(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)A^{-1}.$$

由此可知向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 也可以被向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 线性表示, 得证. \square

很显然, 这一证明的关键步骤也可以用来说明基 B_1 变为基 B_2 的过渡矩阵的逆矩阵

是 B_2 变为基 B_1 的过渡矩阵, 因为过渡矩阵可逆, 我们只需要将上述定理中的 α_i 和 β_i 分别替换为基向量组即可. 我们来看一个例子:

例 11.1

已知 $\beta_1 = \alpha_2 + \alpha_3$, $\beta_2 = \alpha_1 + \alpha_3$, $\beta_3 = \alpha_1 + \alpha_2$, 证明 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 与 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 等价.

解

事实上, $(\beta_1, \beta_2, \beta_3) = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 而 $\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ 可逆 (可以由定理 11.3 (3) (4) 很容易验证), 故 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 与 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 等价.

有了上述内容的铺垫, 我们可以开始介绍本节三个重要定理中的第一个:

定理 11.6 基的选择对向量坐标的影响

设线性空间 V 的两组基为 B_1 和 B_2 , 且基 B_1 到 B_2 的变换矩阵 (过渡矩阵) 为 A , 如果 $\xi \in V(\mathbf{F})$ 在 B_1 和 B_2 下的坐标分别为 X 和 Y , 则 $Y = A^{-1}X$.

上述即教材定理 4.10, 描述同一个向量在不同基下坐标之间的关系. 证明是简单的:

证明

由题意, ξ 在两组基下有如下两种坐标表示:

$$\xi = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)X = (\beta_1, \dots, \beta_n)Y.$$

将过渡矩阵的条件 $B_2 = B_1A$, 即 $(\beta_1, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)A$ 代入上式可得:

$$\xi = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)X = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)AY.$$

又由于 ξ 在线性无关向量组 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的坐标唯一, 故我们有 $X = AY$, 即 $Y = A^{-1}X$. \square

接下来我们来看第二个重要的定理:

定理 11.7 线性映射对向量坐标的影响

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 关于 V_1 和 V_2 的基 B_1 和基 B_2 的矩阵为 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 且 α 与 $\sigma(\alpha)$

在基 $B_1 = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ 和 $B_2 = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ 下的坐标分别为 X 和 Y , 则 $Y = AX$.

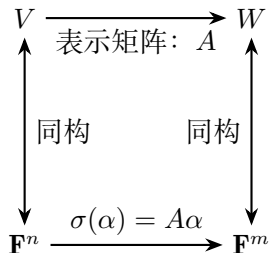
证明

设 $X = (x_1, \dots, x_n)^T$, $Y = (y_1, \dots, y_m)^T$, 由题意可知

$$\begin{aligned}\sigma(\alpha) &= \sigma(x_1\alpha_1 + \dots + x_n\alpha_n) \\ &= x_1\sigma(\alpha_1) + \dots + x_n\sigma(\alpha_n) \\ &= (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_n))X = (\beta_1, \dots, \beta_m)AX\end{aligned}$$

又由于 $\sigma(\alpha)$ 在线性无关向量组 β_1, \dots, β_m 下的坐标唯一, 故我们有 $Y = AX$. \square

上述即教材定理 4.1, 这一定理给出一个向量经过线性映射之后, 其坐标的变化. 我们可以用下图表示:



解释如下: 我们可以取任意的线性映射 $\tau: V \rightarrow W$, 在 V 和 W 的基 B_1 和 B_2 下的矩阵表示为 A . 我们知道 V 和 W 中的向量在基下的坐标分别是 \mathbf{F}^n 和 \mathbf{F}^m 中的向量.

根据定理 11.7, $\tau(\alpha) = \beta$ 中 β 和 α 坐标之间的关联为 $Y = AX$, 这就相当于在 \mathbf{F}^n 和 \mathbf{F}^m 中的向量之间建立了一个与 $\tau: V \rightarrow W$ 同步的映射 $\sigma(X) = AX$, 每当 V 中向量经过 τ 映射后, 它的坐标也就经过了 σ 的映射.

我们再来看一个例子:

例 11.2

设 $\sigma: \mathbf{F}^n \rightarrow \mathbf{F}^m$, 定义为 $\sigma(X) = AX$, 其中 $A = (a_{ij})_{m \times n}$. 求 σ 在 \mathbf{F}^n 和 \mathbf{F}^m 自然基下的表示矩阵.

解

设 \mathbf{F}^n 和 \mathbf{F}^m 的自然基分别为 $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 和 η_1, \dots, η_m , 其中 ε_i 和 η_j 分别是第 i 个和第 j 个位置为 1, 其余位置为 0 的向量.

由于 $\sigma(\varepsilon_i) = A\varepsilon_i = (a_{1i}, \dots, a_{mi})^T = (\eta_1, \dots, \eta_m)A_i$, 其中 A_i 是 A 的第 i 列, 故 $\sigma(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (\eta_1, \dots, \eta_m)A$, 即 σ 在 \mathbf{F}^n 和 \mathbf{F}^m 自然基下的表示矩阵为 A .

我们会惊奇地发现, 定义成 $\sigma(X) = AX$ 的映射在向量空间自然基下的矩阵表示就是 A ! 即我们讨论的 $\tau: V \rightarrow W$ 和 σ 不仅可以视为同步进行的映射, 它们的矩阵表示也是一致的, 只要 σ 取在自然基下的矩阵. 有了这样一个结论后, 从今往后我们只要看到一个矩阵 A , 要联系它的线性映射时, 我们都可以认为 A 来源于映射 $\sigma(X) = AX$ 在自然基下矩阵, 因为其它所有的映射 τ 经过上图中的坐标同构变换后都与这一映射完全对应.

事实上, 在之后的大量讨论中我们将不区分矩阵和线性映射, 其本质也在于任何矩阵 A 都可与 $\sigma(X) = AX$ 等同, 这一点在之后我们会深有体会.

最后我们来看第三个重要的定理:

定理 11.8 基的选择对映射矩阵的影响

设线性变换 $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$, $B_1 = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 和 $B_2 = \{\beta_1, \dots, \beta_n\}$ 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的两组基, 基 B_1 变为基 B_2 的变换矩阵为 C . 如果 σ 在基 B_1 下的矩阵为 A , 则 σ 关于基 B_2 所对应的矩阵为 $C^{-1}AC$.

上述即教材定理 7.4, 研究同一个映射在不同基下表示矩阵之间的关系. 这一定理的证明需要用到我们之前证明的

$$(\sigma(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n))B = \sigma((\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)B).$$

证明

由题意可知 $(\beta_1, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)C$, 则有 $(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = (\beta_1, \dots, \beta_n)C^{-1}$, 代入已知的 σ 在基 B_1 下的矩阵为 A

$$\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)A$$

得

$$\sigma((\beta_1, \dots, \beta_n)C^{-1}) = (\beta_1, \dots, \beta_n)C^{-1}A.$$

又左端等于 $(\sigma(\beta_1, \dots, \beta_n))C^{-1}$, 故

$$(\sigma(\beta_1, \dots, \beta_n))C^{-1} = (\beta_1, \dots, \beta_n)C^{-1}A,$$

两边同时乘以 C , 即可得到 σ 在基 B_2 下的矩阵为 $C^{-1}AC$. □

例 11.3

已知三维线性空间 V 的线性变换 σ 关于基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 所对应的矩阵为

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

1. 求 σ 在基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 下对应的矩阵 B , 其中:

$$\beta_1 = 2\alpha_1 + \alpha_2 + 3\alpha_3, \quad \beta_2 = \alpha_1 + \alpha_2 + 2\alpha_3, \quad \beta_3 = -\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3;$$

2. 求 σ 的值域 $\sigma(V)$ 和核 $\ker \sigma$;
 3. 把 $\sigma(V)$ 的基扩充为 V 的基, 并求 σ 在这组基下对应的矩阵;
 4. 把 $\ker \sigma$ 的基扩充为 V 的基, 并求 σ 在这组基下对应的矩阵.

解

1. 对新的一组基, 使用过渡矩阵进行表达如下:

$$(\beta_1, \beta_2, \beta_3) = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 3 & 2 & 1 \end{pmatrix} = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)C,$$

其中 C 是可逆矩阵, 且

$$(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)C^{-1},$$

将上式代入已知条件得

$$\sigma((\beta_1, \beta_2, \beta_3)C^{-1}) = ((\beta_1, \beta_2, \beta_3)C^{-1})A,$$

容易验证 (只需利用线性变换和矩阵的等价性然后利用矩阵乘法结合律即可) 上式左端等于 $(\sigma(\beta_1, \beta_2, \beta_3))C^{-1}$, 所以

$$(\sigma(\beta_1, \beta_2, \beta_3))C^{-1} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)(C^{-1}A),$$

从而得 $\sigma(\beta_1, \beta_2, \beta_3) = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)(C^{-1}AC)$, 故 σ 关于基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 下对应的矩

阵为

$$B = C^{-1}AC = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 3 & 2 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 3 & 2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 1 \\ 3 & 1 & -1 \end{pmatrix}.$$

2. σ 的值域是 A 列向量组的极大线性无关组, 由于 A 的第 1 列可以由第 2 列和第 3 列线性表示, 从而 $\sigma(V) = \text{span}(2\alpha_1 + \alpha_2, -\alpha_1 + \alpha_3)$.
3. 由于 α_1 不能由 $2\alpha_1 + \alpha_2$ 和 $-\alpha_1 + \alpha_3$ 线性表示, 可以把 $\sigma(V)$ 的基扩充为 V 的基 $\{\alpha_1, 2\alpha_1 + \alpha_2, -\alpha_1 + \alpha_3\}$, σ 在这个基下对应的矩阵是

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 5 & -2 \\ 3 & 6 & -2 \end{pmatrix}.$$

4. 由于 α_1, α_2 不能由 $\alpha_1 - 2\alpha_2 - 3\alpha_3$ 线性表示, 可以把 $\text{Ker } \sigma$ 的基扩充为 V 的基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_1 - 2\alpha_2 - 3\alpha_3\}$, σ 在这个基下对应的矩阵是

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & -3 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

11.3 相抵标准形

接下来我们将开始讨论矩阵的第一个标准形——相抵标准形. 事实上, 我们讨论标准形的目标就是使得线性映射矩阵表示越简单越好, 这样将便于我们的计算与研究.

定理 11.9

设 A 是 $m \times n$ 矩阵, 则存在可逆矩阵 P 和 Q , 使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix} = U_r$$

其中 E_r 表示 r 阶单位矩阵, $r = r(A)$.

证明

这里我们采用一个与教材不同的思路, 我们直接找出一组基使得线性映射的矩阵表示为 U_r , 然后再说明这组基与原基的过渡矩阵是 P 和 Q 即可.

设 $\sigma: V \rightarrow W$, 且 σ 在 V_1 和 V_2 的基 $B_1 = \{\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n\}$ 和 $B_2 = \{\eta_1, \dots, \eta_m\}$ 下的矩阵表示为 A .

现在我们构造 V 和 W 的另一组基 B'_1 和 B'_2 使得 σ 在这两组基下的矩阵表示为上面的形式. 我们设矩阵的秩为 r , 也就是 σ 像空间的维数为 r , 因此核空间维数由线性映射基本定理为 $n - r$. 由于 U_r 出现了大量的 0, 因此我们应当从 σ 核空间的基入手. 我们取 σ 核空间一组基 $\alpha_{r+1}, \dots, \alpha_n$, 将其扩充为 V 的一组基 $B'_1 = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$.

我们进一步观察发现除了 0 之外, U_r 中的元素均为 1, 且它们排列在 E_r 的对角线上. 因此我们可以考虑取像空间的一组基 $\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r)$, 将其扩充为 W 的一组基 $B'_2 = (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r), \beta_{r+1}, \dots, \beta_m)$. 至于为什么 $\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r)$ 是像空间的一组基, 我们可以回顾线性映射基本定理的证明.

于是我们有

$$\begin{cases} \sigma(\alpha_i) = (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r), \beta_{r+1}, \dots, \beta_m)e_i & i = 1, \dots, r \\ \sigma(\alpha_i) = 0 & i = r + 1, \dots, n \end{cases}$$

其中 e_i 表示第 i 个位置为 1, 其余位置全为 0 的列向量. 因此我们根据线性映射矩阵表示的定义得到

$$\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_r, \alpha_{r+1}, \alpha_n) = (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r), \beta_{r+1}, \dots, \beta_m) \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}.$$

进一步假设 B_1 到 B'_1 的过渡矩阵为 Q , B'_2 到 B_2 的过渡矩阵为 P , 由于

$$\sigma(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n) = (\eta_1, \dots, \eta_m)A,$$

代入过渡矩阵的定义可得

$$\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n)Q^{-1} = (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r), \beta_{r+1}, \dots, \beta_m)PA$$

即 $\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = (\sigma(\alpha_1), \dots, \sigma(\alpha_r), \beta_{r+1}, \dots, \beta_m)PAQ$. 由于线性映射矩阵表示在确定的基下是唯一的 (因为坐标是唯一的), 故我们有 $PAQ = U_r$, 其中 P 和 Q 因是过渡矩阵所以可逆, 由此得证. \square

上述证明再次利用了线性映射基本定理的证明思想, 足以体现这一思想的重要性. 基于上述定理, 我们可以给出矩阵行秩 = 列秩的第三种证明, 我们假定此时已经有了矩阵的秩 = 列秩这一结论:

证明

设 A 是 $m \times n$ 矩阵, $r = r(A)$, 则存在可逆矩阵 P 和 Q , 使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}.$$

我们对上式等式两端都取转置, 有

$$Q^T A^T P^T = \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}.$$

由此我们知道 $r(A^T) = r(A)$. 由矩阵的秩 = 列秩, 则 A 的列秩 = A^T 的列秩 = A 的行秩, 得证. \square

我们回顾这里证明行秩 = 列秩的过程: 我们利用线性映射像空间与线性映射矩阵表示证明了矩阵的秩 = 列秩, 然后利用线性映射核空间、像空间与线性映射矩阵表示证明了定理 11.9, 取转置后综合以上两点证明了行秩 = 列秩, 整个过程更重视从线性映射的角度出发.

接下来我们将介绍教材中推导定理 11.9 的方法, 我们需要首先引入一个基本定理:

定理 11.10

初等变换不改变矩阵的秩 (包括行变换和列变换) .

定理的证明很简单, 只需对各个初等变换逐一通过计算验证即可, 可以参考教材 140–141 页的证明. 由这一定理我们同样可以证明定理 11.9, 因为我们可以通过对任何一个矩阵做一系列初等行变换 P_1, \dots, P_s 得到 (行) 简化阶梯矩阵, 再做一系列初等列变换 Q_1, \dots, Q_t , 即可将矩阵化为 U_r 的形式.

令 $P = P_1 \cdots P_s$, $Q = Q_1 \cdots Q_t$, 则上述过程可以总结为 $PAQ = U_r$, 且 P 和 Q 都是可逆矩阵, 因为初等矩阵都是可逆矩阵, 可逆矩阵的乘积仍然为可逆矩阵. 又我们知道 U_r 的行秩 = 列秩 = r = 矩阵的秩, 由定理 11.10 可知, U_r 的秩与 A 的秩相等, 因此 $r = r(A)$ 成立, 综上得证.

根据上面的描述, 我们正式给出相抵和相抵标准形的定义:

定义 11.3

我们有如下相抵和相抵标准形的定义:

1. 我们称两个矩阵相抵即两个矩阵可以通过一系列初等变换可以互相转化;

2. 我们称 $PAQ = U_r$ 中的 $U_r = \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}$ 为矩阵 A 的相抵标准形, 其中 E_r 表示 r 阶单位矩阵, $r = r(A)$.

根据前面的讨论, 我们总结出以下几点:

1. 根据定理 11.9, 任何矩阵都对应一个相抵标准形, 并且所有形状相等 (即行列数相等) 且秩相等的矩阵有相同的相抵标准形, 即

$$\begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}_{m \times n}$$

2. 矩阵 A 与 B 相抵 \iff 存在可逆矩阵 P 和 Q 使得 $PAQ = B$. 原因很简单, 只需要利用定理 10.1, 可逆矩阵一定能拆分成若干初等变换的乘积, 因此我们可以将 P 和 Q 拆分, 那么上面的结论就转化为矩阵相抵的定义;
3. 矩阵 A 与 B 相抵 $\iff r(A) = r(B)$. 只需利用定理 11.10 就能轻松得到结论;

我们在这里对初等变换做一个小小的总结. 事实上初等变换只有三个非常重要的性质, 即初等变换可逆, 可逆矩阵可以写为初等变换的乘积, 以及初等变换不改变矩阵的秩, 只需牢记这三点就能覆盖几乎全部的证明技巧.

4. 事实上, 相抵也被称为等价, 相抵标准形也被称为等价标准形, 原因就在于相抵是矩阵的一个等价关系. 教材 142 页详细说明了这一点, 这里不再赘述. 这里要强调的是, 这一等价关系将矩阵空间 $\mathbf{F}^{m \times n}$ 中的全体元素按秩进行了分类, 每一类对应的相抵标准形都是一样的.

例 11.4

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 & -4 \\ 2 & 1 & 3 & -6 \\ -1 & -1 & -1 & 2 \end{pmatrix}$. 求

- (1) A 的秩 r 和相抵标准形;

(2) 3 阶可逆矩阵 P 和 4 阶可逆矩阵 Q 使得 $PAQ = \begin{pmatrix} E_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$.

解

1. 利用求解极大线性无关组的方法可以解得 $r = 2$, 因此对应的相抵标准形为

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

2. 实际上就是求解如何通过初等变换得到相抵标准形, 所有行变换相乘得到 P , 所有列变换相乘得到 Q , 此处略去步骤, 给出答案为

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 & -4 \\ 0 & 1 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

关于相抵标准形, 我们需要在此补充一个常用的技术, 即相抵标准形的分解. 事实上将来讨论其它标准形时我们都会讨论分解问题, 因为这能在实际问题中大大降低计算难度, 便于我们进一步讨论.

我们对 $s \times n$ 矩阵 $\begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}$ 有一种很重要的分解:

$$\begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E_r \\ O \end{pmatrix} (E_r \quad O)$$

由此我们可以知道任意一个非零矩阵都可以被分解成一个列满秩矩阵和一个行满秩矩阵的乘积:

$$A = P \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix} Q = P \begin{pmatrix} E_r \\ O \end{pmatrix} (E_r \quad O) Q$$

记 $P_1 = P \begin{pmatrix} E_r \\ O \end{pmatrix}$, $Q_1 = (E_r \quad O) Q$, 则 $A = P_1 Q_1$, 且 P_1 和 Q_1 分别为列满秩、行满秩矩阵.

我们简要解释 P_1 列满秩的原因, Q_1 行满秩类似不再赘述. 由于 $\begin{pmatrix} E_r \\ O \end{pmatrix}$ 是 $s \times r$ 矩阵, 且秩为 r , 列满秩. P 可逆且为 $s \times s$ 矩阵, 因此 P_1 仍然是 $s \times r$ 矩阵. 由于可逆矩阵可以写成若干初等矩阵乘积, 初等变换不改变矩阵的秩, 故 $r(P) = r(P_1) = r$, 又矩阵列秩 = 秩, 故 P_1 列满秩.

接下来我们来看一个例子进行应用, 在介绍这一例子前我们需要首先引入一个概念, 即矩阵的迹:

定义 11.4 迹

$A = (a_{ij})_{n \times n}$ 是 n 阶方阵, A 的主对角线上的元素之和称为 A 的**迹**, 记为 $\text{tr}(A)$, 即

$$\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n a_{ii}$$

例 11.5

已知 n 阶矩阵 A 的秩为 1, 证明: $A^k = \text{tr}(A)^{k-1} A$.

证明

由前述分解可知, 此处 $r = 1$, 则有存在可逆矩阵 $P = (p_{ij})_{n \times n}, Q = (q_{ij})_{n \times n}$, 使得

$$A = P \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{pmatrix} Q = P \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} (1 \ 0 \ \cdots \ 0) Q = \tilde{P} \tilde{Q},$$

其中 $\tilde{P} = P \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$, $\tilde{Q} = (1 \ 0 \ \cdots \ 0) Q$, 则我们可以通过暴力计算不难验证:

$$\tilde{Q} \tilde{P} = \sum_{k=1}^n p_{ik} q_{kj} = \text{tr}(A),$$

从而

$$A^2 = \tilde{P} \tilde{Q} \tilde{P} \tilde{Q} = \text{tr}(A) \tilde{P} \tilde{Q} = \text{tr}(A) A,$$

进一步地

$$A^k = \tilde{P} \tilde{Q} \tilde{P} \tilde{Q} \cdots \tilde{P} \tilde{Q} = \text{tr}(A)^{k-1} \tilde{P} \tilde{Q} = \text{tr}(A)^{k-1} A.$$

□

除此之外, 我们还可以利用相抵标准形解决很多问题, 例如下一节中部分秩不等式的证明, 具体应用见例 11.6.

11.4 秩不等式

本节我们将讨论一些秩的等式与不等式，事实上有一定的难度，不仅在于技巧也在于理解. 一般而言，解决较为复杂的秩的问题时，我们可以采用如下方法：

1. 回到线性映射的视角进行考察，证明不等式的线性映射版本；
2. 利用向量组线性相关性：因为行秩和列秩的定义就是基于向量组线性相关性的；
3. 利用线性方程组解的一般理论（将在专题五讲解）；
4. 利用（分块）矩阵初等变换：分块矩阵初等变换也是不改变矩阵的秩的，这一点证明省略，本节中我们可以不加证明地使用；
5. 利用已知的矩阵秩的等式和不等式；
6. 如果证明的是等式，我们考虑初等变换不改变矩阵的秩（推论就是乘以可逆矩阵也不改变，下面将会证明），也经常用两个不等号夹逼得到等号.

我们首先给出一些最常见的秩相关的不等式或等式，希望读者能熟练推导理解.

1. $r(A) = r(PA) = r(AQ) = r(PAQ)$ ，其中 P, Q 可逆.

证明

由于可逆矩阵可以写成若干初等矩阵乘积，且初等变换不改变矩阵的秩，综合而言上述等式必然成立. \square

注：这一结论非常重要，即可逆矩阵乘以（不管左乘还是右乘）任何矩阵都是不改变矩阵的秩的.

基于此，我们可以推导如下分块矩阵秩的相关公式：

例 11.6

证明以下矩阵的秩不等式：

$$(1) \ r \begin{pmatrix} A & O \\ O & B \end{pmatrix} = r(A) + r(B).$$

$$(2) \ r(A) + r(B) + r(D) \geq r \begin{pmatrix} A & D \\ O & B \end{pmatrix} \geq r(A) + r(B), \quad r(A) + r(B) + r(C) \geq$$

$$r \begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix} \geq r(A) + r(B).$$

证明

(1) 对于 A 和 B , 分别存在可逆矩阵 P_1, Q_1 和 P_2, Q_2 , 使得

$$P_1 A Q_1 = \begin{pmatrix} E_r & O \\ O & O \end{pmatrix}, \quad P_2 B Q_2 = \begin{pmatrix} E_s & O \\ O & O \end{pmatrix},$$

其中 r 和 s 分别为矩阵 A 和 B 的秩, 于是我们有

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} P_1 & O \\ O & P_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & O \\ O & B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_1 & O \\ O & Q_2 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} P_1 A Q_1 & O \\ O & P_2 B Q_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & O & O & O \\ O & O & E_s & O \\ O & O & O & O \end{pmatrix} \\ &\xrightarrow{\text{初等变换}} \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & E_s & O & O \\ O & O & O & O \\ O & O & O & O \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

又 $\begin{pmatrix} P_1 & O \\ O & P_2 \end{pmatrix}$ 和 $\begin{pmatrix} Q_1 & O \\ O & Q_2 \end{pmatrix}$ 都是可逆矩阵, 故 $r \begin{pmatrix} A & O \\ O & B \end{pmatrix} = r(A) + r(B)$.

(2) 同上一问的假设, 此时有

$$\begin{pmatrix} P_1 & O \\ C & P_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_1 & O \\ O & Q_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & O & O & O \\ C_{11} & C_{12} & E_s & O \\ C_{21} & C_{22} & O & O \end{pmatrix},$$

其中 $\begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{pmatrix}$ 是 $P_2 C Q_1$ 的一种分块. 结合 E_r 和 E_s 都是单位矩阵, 因

此我们可以通过初等变换消去与它们同行、同列的 C_{11}, C_{12}, C_{21} , 即

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & O & O & O \\ C_{11} & C_{12} & E_s & O \\ C_{21} & C_{22} & O & O \end{pmatrix} &\xrightarrow{\text{初等变换}} \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & E_s & O & O \\ O & O & O & O \\ O & C_{22} & O & O \end{pmatrix} \\ &\xrightarrow{\text{初等变换}} \begin{pmatrix} E_r & O & O & O \\ O & E_s & O & O \\ O & C_{22} & O & O \\ O & O & O & O \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

故可以得到 $r(A) + r(B) + r(C) \geq r \begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix} \geq r(A) + r(B)$, 同理可证

$$r(A) + r(B) + r(D) \geq r \begin{pmatrix} A & D \\ O & B \end{pmatrix} \geq r(A) + r(B).$$

□

2. $|r(A) - r(B)| \leq r(A \pm B) \leq r(A) + r(B)$.

证明

左侧的不等号我们放在习题中供读者思考, 此处证明右侧不等式. 事实上我们只需要证明 $r(A + B) \leq r(A) + r(B)$ 即可, 因为如果上式成立, 则 $r(A - B) = r(A + (-B)) \leq r(A) + r(-B) = r(A) + r(B)$.

下面我们证明 $r(A + B) \leq r(A) + r(B)$, 这里我们站在线性映射的角度证明 (事实上接下来第 3、5 个不等式也是如此, 主要思路与教材 3.4 节一致). 设 A, B 分别是线性映射 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V_1, V_2)$ 在基下表示矩阵. 事实上, 矩阵的秩的定义就来源于线性映射的秩, 即 $r(A) = r(\sigma)$, $r(B) = r(\tau)$, 因此我们只需要证明

$$r(\sigma + \tau) \leq r(\sigma) + r(\tau),$$

又根据线性映射的秩的定义, 只需证明

$$\dim(\sigma + \tau)(V_1) \leq \dim \sigma(V_1) + \dim \tau(V_1),$$

事实上, $\forall \beta \in (\sigma + \tau)(V_1)$, $\exists \alpha \in V_1$, 使得 $\beta = (\sigma + \tau)\alpha = \sigma(\alpha) + \tau(\alpha) \in \sigma(V_1) + \tau(V_1)$, 因此 $(\sigma + \tau)(V_1) \subseteq \sigma(V_1) + \tau(V_1)$, 故 $\dim(\sigma + \tau)(V_1) \leq \dim(\sigma(V_1) + \tau(V_1)) \leq \dim \sigma(V_1) + \dim \tau(V_1)$, 得证 (最后一个不等号来源于 [定理 4.3](#)). □

3. $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$.

和上一个不等式类似, 我们首先考虑不等式的线性映射版本, 设 A, B 分别是线性映射 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2), \tau \in \mathcal{L}(V_2, V_3)$ 在基下表示矩阵, 我们只需证

$$r(\tau\sigma) \leq \min\{r(\sigma), r(\tau)\}$$

即可, 证明如下:

证明

我们有 $\sigma(V_1) \subseteq V_2$ (回忆像空间是到达空间的子空间), 故 $(\tau\sigma)(V_1) \subseteq \tau(V_2)$, 因此 $\dim(\tau\sigma)(V_1) \leq \dim \tau(V_2)$, 即 $r(\tau\sigma) \leq r(\tau)$.

因为 $(\tau\sigma)(V_1) = \tau(\sigma(V_1))$, 我们知道线性映射不能把低维空间满射到更高维的空间, 因此 $\dim(\tau\sigma)(V_1) = \dim \tau(\sigma(V_1)) \leq \dim \sigma(V_1)$, 即 $r(\tau\sigma) \leq r(\sigma)$, 综上 $r(\tau\sigma) \leq \min\{r(\sigma), r(\tau)\}$, 得证. \square

事实上, 这一不等式我们将在朝花夕拾中用线性方程组的理论再给出一个证明.

$$4. r(A) = r(A^T) = r(AA^T) = r(A^T A).$$

注意第二个等号需要实矩阵作为前提条件, 等式证明我们将在朝花夕拾中讲解.

$$5. A \in \mathbf{F}^{s \times n}, B \in \mathbf{F}^{n \times m}, \text{ 则 } r(AB) \geq r(A) + r(B) - n$$

证明

设 A, B 分别是线性映射 $\sigma \in \mathcal{L}(V_1, V_2), \tau \in \mathcal{L}(V_2, V_3)$ 在基下表示矩阵, 其中 V_1, V_2, V_3 分别是 m, n, s 维线性空间, 我们只需证

$$r(\tau\sigma) \geq r(\sigma) + r(\tau) - n.$$

事实上, 根据 [定理 6.1](#), 我们有

$$\begin{aligned} r(\tau\sigma) &= m - \dim \ker(\tau\sigma) \\ &\geq m - (\dim \ker \sigma + \dim \ker \tau) \\ &= m - \dim \ker \sigma + n - \dim \ker \tau - n \\ &= r(\sigma) + r(\tau) - n. \end{aligned}$$

其中第二行不等号来源于:

$$\begin{aligned}
 \dim \ker(\tau\sigma) &= n - \dim(\tau\sigma)(V_1) \\
 &= n - \dim \tau(\sigma(V_1)) \\
 &= n - (\dim \sigma(V_1) - \dim(\ker \tau \cap \sigma(V_1))) \\
 &= (n - \dim \sigma(V_1)) + \dim(\ker \tau \cap \sigma(V_1)) \\
 &\leq \dim \ker \sigma + \dim \ker \tau.
 \end{aligned}$$

这里 2-3 行将 τ 视为 $\mathcal{L}(\sigma(V_1), V_3)$ 中的线性映射, 利用了 [定理 6.1](#). □

这一不等式有一个特例, 即当 $AB = O$ 时有 $r(A) + r(B) \leq n$. 这一结论在朝花夕拾中我们将用其他方法给出证明.

6. $r(ABC) \geq r(AB) + r(BC) - r(B)$

证明

我们使用分块矩阵初等变换证明. 事实上我们有

$$\begin{aligned}
 r(ABC) + r(B) &= r \begin{pmatrix} ABC & O \\ O & B \end{pmatrix} \\
 &= r \begin{pmatrix} ABC & O \\ BC & B \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} O & -AB \\ BC & B \end{pmatrix} \\
 &\geq r(AB) + r(BC).
 \end{aligned}$$

□

上述证明中第二行的两个等号都是由于分块矩阵初等变换不改变矩阵的秩得到的, 第一行和第三行的等号和不等号是由之前给出的分块矩阵秩不等式得到的.

这一不等式称为西尔维斯特不等式 (或称费罗贝尼乌斯不等式). 我们还可以得到一种特例, 即 A, B, C 相等的特殊情况:

$$r(A^3) \geq 2r(A^2) - r(A).$$

除此之外, 若 $B = E_n$ 即单位矩阵时我们有 $r(AC) \geq r(A) + r(C) - n$, 这与第五个不等式一致. 因此只要证明了这一个不等式, 很多的结论都只是其推论而已.

在下面的例子以及习题中我们将给出更多的例子供读者熟练上面的证明思想与技巧.

例 11.7

若 A, B 为两个 n 阶矩阵, 则

- A. $r(A, B) = r(A^T, B^T)$
- B. $r(A, AB) = r(A)$
- C. $r(A, B) = \max\{r(A), r(B)\}$
- D. $r(A, BA) = r(A)$

解

选择 B 项.

A. 要注意分块矩阵 $(A \ B)$ 的转置是

$$\begin{pmatrix} A^T \\ B^T \end{pmatrix}$$

而非这里给出的 (A^T, B^T) . 因此不能应用“分块矩阵初等变换不改变矩阵的秩”, 秩不一定相等. 事实上我们很好举出例子来说明这一点, 例如

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

B. 我们在矩阵乘法一节中介绍过, 左乘矩阵相当于做初等行变换, 右乘矩阵相当于做初等列变换, 因此 AB 相当于对 A 做了初等列变换, 考察 $(A \ AB)$ 的列向量组, 显然 AB 的列向量组是 A 的列向量组的线性组合, 因此 $r(A, AB) = r(A)$.

当然我们也可以有另一种证明方式. 事实上直接看列向量组, 显然 (A, AB) 的列向量组包括了 A 的列向量组, 因此 $r(A, AB) \geq r(A)$. 反过来, $r(A, AB) = r(A(E, B)) \leq r(A)$, 其中 E 是 n 阶单位矩阵, 综上 $r(A, AB) = r(A)$.

C. 显然 $r(A, B) \geq \max\{r(A), r(B)\}$, 这只需要看矩阵列向量组的秩即可轻松看出.

D. 可以将 BA 理解为对 A 做初等行变换, 但行变换不能像 B 选项那样直接得出秩相关的结论, 因为 A 和 BA 的行混在一起, 无法判断二者行秩的关系.

另一方面, B 选项的另一种证明也不可使用, 因为下列写法根据分块矩阵乘法块的匹配规则是不合法的: $(A, BA) = (E, B)A$, 因为 (E, B) 是 1×2 分块, 后面应该乘以一个两行分块.

我们直接举反例否定这一结论，例如

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

内容总结

本讲我们结合了之前所学的有关线性相关性、线性映射以及矩阵的基本知识和运算技巧，以矩阵的秩为中心展开讨论。我们首先基于线性映射的秩给出矩阵的秩的定义，然后用多种方法证明了矩阵的秩等于行秩等于列秩，然后介绍了矩阵可逆的几个等价条件，这是非常常用的。

然后我们讨论了三个重要的定理，分别是基的选择对向量坐标的影响（引入了过渡矩阵）、线性映射对向量坐标的影响以及基的选择对映射矩阵的影响，并通过定理的证明以及一些例子综合运用了所学知识。

然后通过两种方法讨论了相抵标准形（其一是找到一组基使得线性映射矩阵表示为相抵标准形的形式，其二是基于初等变换不改变矩阵的秩（注意我们在正文中提到了初等变换的两个最重要的定理）），然后讨论了基于相抵标准形的矩阵分解。最后我们讨论了大量秩不等式，其中我们综合运用线性相关性、线性映射像空间核空间性质以及分块矩阵初等变换等进行证明，希望读者能从中总结出一些证明的基本思路与方法。

习题

也许我可以并非不适当地要求获得数学上亚当这一称号，因为我相信数学理性创造物由我命名比起同时代其它数学家加在一起还要多。

——西尔维斯特

A 组

1. 给定 \mathbf{R}^4 的两组基

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= (1, 1, 1, 1), \alpha_2 = (1, 1, -1, -1), \alpha_3 = (1, -1, 1, -1), \alpha_4 = (1, -1, -1, 1) \\ \beta_1 &= (1, 1, 0, 1), \beta_2 = (2, 1, 3, 1), \beta_3 = (1, 1, 0, 0), \beta_4 = (0, 1, -1, -1) \end{aligned}$$

求由基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 到基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 的过渡矩阵，并求向量 $\xi = (1, 0, 0, -1)$ 在基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 下的坐标。

2. 证明：矩阵添加一列（或一行），其秩或不变，或增加 1。

3. 设 A 是 $s \times n$ 矩阵， B 是 A 前 m 行构成的 $m \times n$ 矩阵，证明： $r(B) \geq r(A) + m - s$ 。

B 组

1. 利用列向量线性相关性, 证明矩阵秩不等式:

$$|r(A) - r(B)| \leq r(A \pm B) \leq r(A) + r(B)$$

2. 设 W 是 n 维线性空间 V 的一个非平凡子空间, W 中取一组基 $\delta_1, \dots, \delta_m$, 按如下两种方式将其扩充为 V 的一组基:

$$B_1 = \{\delta_1, \dots, \delta_m, \alpha_{m+1}, \dots, \alpha_n\}$$

$$B_2 = \{\delta_1, \dots, \delta_m, \beta_{m+1}, \dots, \beta_n\}$$

设基 B_1 到 B_2 的过渡矩阵为 P , 求商空间 V/W 的基 $\alpha_{m+1} + W, \dots, \alpha_n + W$ 到 $\beta_{m+1} + W, \dots, \beta_n + W$ 的过渡矩阵.

3. 证明: 当 n 为奇数时, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性无关的充要条件是 $\alpha_1 + \alpha_2, \alpha_2 + \alpha_3, \dots, \alpha_n + \alpha_1$ 线性无关.

4. 设

$$B_1 = \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\},$$

$$B_2 = \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \right\}.$$

- (1) 证明: B_2 也是线性空间 $\mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 的基;
- (2) 求基 B_2 变为基 B_1 的变换矩阵;
- (3) 求 $\mathbf{M}_2(\mathbf{R})$ 的一组基 $B_3 = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, 使得 $A_i^2 = A_i$, $i = 1, 2, 3, 4$;
- (4) 已知矩阵 A 关于基 B_2 的坐标为 $(1, 1, 1, 1)^T$, 求 A 关于基 B_3 的坐标.
5. (利用相抵标准形) 证明以下结论:
- (1) 设 B_1, B_2 为 $s \times n$ 列满秩矩阵, 证明: 存在 s 阶可逆矩阵 C 使得 $B_2 = CB_1$;
- (2) 设 B_1, B_2 为 $s \times n$ 行满秩矩阵, 证明: 存在 n 阶可逆矩阵 C 使得 $B_2 = B_1 C$;
- (3) 任意秩为 r 的矩阵都可以被分解为 r 个秩为 1 的矩阵之和;
- (4) 已知 A 是 n 阶方阵, 证明: 存在 n 阶方阵 B 使得 $A = ABA$, $B = BAB$.
6. 设 B 是 3×1 矩阵, C 是 1×3 矩阵, 证明: $r(BC) \leq 1$. 反之, 若 A 是秩为 1 的 3×3 矩阵, 证明: 存在 3×1 矩阵 B 和 1×3 矩阵 C , 使得 $A = BC$.
7. 设 α, β 为 n 维列向量, 且 $A = \alpha\alpha^T + \beta\beta^T$.

- (1) 证明: $r(A) \leq 2$;
- (2) 若 α, β 线性相关, 证明: $r(A) \leq 1$.
8. 设 $A \in \mathbf{M}_{m \times n}(\mathbf{F})$, $r(A) = r$, k 是满足条件 $r \leq k \leq n$ 的任意整数, 证明存在 n 阶方阵 B , 使得 $AB = O$, 且 $r(A) + r(B) = k$.
9. 设 A 是 $m \times n$ 矩阵 ($m \leq n$), $r(A) = m$, 证明: 存在 $n \times m$ 矩阵 B 使得 $AB = E$.
10. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, $r(A) + r(B) \leq n$, 证明: 存在可逆矩阵 M , 使得 $AMB = O$.
11. 设 $S(A) = \{B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F}) \mid AB = O\}$.
- (1) 证明: $S(A)$ 为 $\mathbf{M}_n(\mathbf{F})$ 的子空间;
- (2) 设 $r(A) = r$, 求 $S(A)$ 的一组基和维数.

C 组

1. (打洞法) 已知 A 是一个 $s \times n$ 矩阵, 证明: $r(E_n - A^T A) - r(E_s - AA^T) = n - s$.
2. 利用打洞法完成以下两个问题 ((2) 也可以不使用打洞法, 可以思考其他方式解决):
- (1) 设 n 阶方阵 A, B, C, D 满足 $AC + BD = E$, 证明: $r(AB) = r(A) + r(B) - n$;
- (2) n 阶方阵 A, B 满足 $AB = BA$, 证明: $r(AB) + r(A + B) \leq r(A) + r(B)$.
3. $f(x) = f_1(x)f_2(x)$ 是多项式, 且 $f_1(x)$ 与 $f_2(x)$ 互素, 则 $f(A) = O$ 的充要条件是 $r(f_1(A)) + r(f_2(A)) = n$. (注: 此题的推论非常多, 如 $A^2 = A$, $A^n = E$ 等形式的结论都可以利用这个例子推导出)
4. 设 A, B 分别为 3×2 和 2×3 实矩阵. 若 $AB = \begin{pmatrix} 8 & 0 & -4 \\ -\frac{3}{2} & 9 & -6 \\ -2 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 求 BA .
5. 设矩阵 $A \in \mathbf{F}^{m \times n}$, A 的秩 $r(A) = r$, 定义 $\mathbf{F}^{n \times p}$ 到 $\mathbf{F}^{m \times p}$ 的线性映射 σ , 使得 $\forall X \in \mathbf{F}^{n \times p}$, $\sigma(X) = AX$. 求 σ 核空间的维数.

本讲我们将讨论技巧性更强的一些内容, 如特殊矩阵, 矩阵可交换、求逆和求幂等. 大部分都是方法为主, 理解的内容不多, 但对于我们拿到问题有更好的洞察是很重要的.

12.1 特殊矩阵

12.1.1 对角矩阵

我们一般记主对角矩阵为 $\text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$, 准对角矩阵为 $\text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n)$.

定理 12.1

设 A 是一个 $s \times n$ 矩阵, 把 A 写成列向量与行向量的形式, 分别为

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix}$$

则

$$\begin{pmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_1 & & & \\ & d_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & d_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1\alpha_1 & d_2\alpha_2 & \cdots & d_n\alpha_n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} d_1 & & & \\ & d_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & d_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1\beta_1 \\ d_2\beta_2 \\ \vdots \\ d_n\beta_n \end{pmatrix}$$

即 A 右乘对角矩阵 $\text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 相当于给 A 的第 i 列元素都乘以 d_i , A 左乘对角矩阵 $\text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 相当于给 A 的第 i 行元素都乘以 d_i , 其中 $i = 1, 2, \dots, n$.

定理 12.2

对角矩阵和分块对角矩阵的性质:

1. 对角矩阵 $\text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$ 可逆当且仅当对角线上元素均不为 0, 且此时逆矩阵为 $\text{diag}(d_1^{-1}, d_2^{-1}, \dots, d_n^{-1})$.
2. 分块对角矩阵 $\text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n)$ 可逆当且仅当每个分块 A_i 可逆, 且此时逆矩阵为 $\text{diag}(A_1^{-1}, A_2^{-1}, \dots, A_n^{-1})$.
3. 两个对角矩阵 $A = \text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$, $B = \text{diag}(b_1, b_2, \dots, b_n)$ 的乘积仍然是对角矩阵, 且 $AB = \text{diag}(a_1b_1, a_2b_2, \dots, a_nb_n)$.

对于乘方运算, 有 $A^k = \text{diag}(a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$.

4. 两个准对角矩阵 $A = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n)$, $B = \text{diag}(B_1, B_2, \dots, B_n)$ 中 A_i 和 B_i 是同级方阵, 则乘积仍然是准对角矩阵, 且 $AB = \text{diag}(A_1B_1, A_2B_2, \dots, A_nB_n)$.

这里需要说明的是, 本节定理都是通过简单计算即可验证的, 因此在此不给出证明.

12.1.2 上(下)三角矩阵

定理 12.3

已知 A, B 都是上三角矩阵, 且设 A 的主对角元素分别为 a_{11}, \dots, a_{nn} , B 的主对角元素分别为 b_{11}, \dots, b_{nn} , 则

1. A^T, B^T 都是下三角矩阵;
2. AB 仍然是上三角矩阵, 且 AB 的主对角元素为 $a_{11}b_{11}, \dots, a_{nn}b_{nn}$;
3. A 可逆的充要条件是其主对角元均不为 0, 且 A 可逆时, A^{-1} 也是上三角矩阵, 并且 A^{-1} 的主对角元素分别为 $a_{11}^{-1}, \dots, a_{nn}^{-1}$.

例 12.1

已知 A_1, \dots, A_n 是 n 个对角元都为 0 的上三角矩阵, 证明: $A_1 A_2 \cdots A_n = O$.

证明

使用数学归纳法. $n = 1$ 时结论显然成立, 现在假设命题对 $n - 1$ 成立, 即 $n - 1$ 个对角元都为 0 的 $n - 1$ 阶上三角矩阵的乘积为零矩阵, 下面考虑 n 的情况: 给定 A_1, A_2, \dots, A_n 是 n 个对角元都为 0 的上三角矩阵, 记

$$A = \begin{pmatrix} B_i & * \\ O & 0 \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

其中 B_i 是对角元都为 0 的 $n - 1$ 阶上三角矩阵, 由归纳假设可知

$$B_1 B_2 \cdots B_{n-1} = O,$$

于是

$$\begin{aligned} A_1 A_2 \cdots A_n &= \begin{pmatrix} B_1 B_2 \cdots B_{n-1} & * \\ O & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_n & * \\ O & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} O & * \\ O & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_n & * \\ O & 0 \end{pmatrix} = O. \end{aligned}$$

证毕. □

12.1.3 基本矩阵

只有一个元素为 1, 其余元素全为 0 的矩阵称为基本矩阵, 第 i 行第 j 列元素为 1 的基本矩阵记为 E_{ij} , 它们具有如下性质 (可以联系左右乘对应行列变换进行记忆):

定理 12.4

基本矩阵计算具有如下性质：

1. AE_{ij} 的结果就是把 A 的第 i 列移到第 j 列的位置，其余元素都为 0 的矩阵；
2. $E_{ij}B$ 的结果就是把 B 的第 j 行移到第 i 行的位置，其余元素都为 0 的矩阵；

$$3. E_{ik}E_{lj} = \begin{cases} E_{ij} & k = l \\ O & k \neq l \end{cases}.$$

12.1.4 其他矩阵

其他特殊矩阵如正交矩阵、置换矩阵、幂等矩阵、幂零矩阵等，我们将在后续讲义合适的位置描述它们的性质，那时我们的讨论不局限于本节的运算性质，会有更多的其它性质.

12.2 矩阵可交换问题

首先我们需要强调一点：一般来说在本课程中此类问题直接设可交换矩阵的每一个元素都是未知数即可. 我们来看下面的例子：

例 12.2

求所有与 A 可交换的矩阵，其中

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & -2 \end{pmatrix}.$$

解

设 B 为与 A 可交换的矩阵，设

$$B = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix},$$

则

$$AB = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d+2g & e+2h & f+2i \\ d-2g & e-2h & f-2i \end{pmatrix} = BA = \begin{pmatrix} a & b+c & 2b-2c \\ d & e+f & 2e-2f \\ g & h+i & 2h-2i \end{pmatrix}.$$

由此可得

$$\begin{cases} b = b + c \\ c = 2b - 2c \\ d + 2g = d \\ e + 2h = e + f \\ f + 2i = 2e - 2f \\ d - 2g = g \\ e - 2h = h + i \\ f - 2i = 2h - 2i \end{cases},$$

很容易解得 $b = c = d = g = 0$, 且 $f = 2h$, $e = 3h + i$, 因此

$$B = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & 3h+i & 2h \\ 0 & h & i \end{pmatrix}.$$

对于一些矩阵直接设未知数计算比较复杂, 这里我们讨论一个基本的技巧, 即利用

$$\forall t, AB = BA \iff (A - tE)B = B(A - tE).$$

这一等式成立是显然的. 运用时难点主要在决定 t 的值, 我们要根据矩阵的对角线上元素来决定, 原则是使得 B 与 $A - tE$ 相乘的计算过程更为简单 (一般是使得 0 元素更多), 这样解方程也会更轻松. 我们看一个简单的例子来体会:

例 12.3

求与矩阵 $A = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ -1 & 3 & 0 \\ 0 & -1 & 3 \end{pmatrix}$ 可交换的矩阵.

解

由前述分析, 取 $t = 3$ 可以使得 $A - 3E$ 对角线上元素全为 0, 便于计算, 因此我们只需求与 $A - 3E$ 可交换的矩阵即可. 与例 12.2 同样的设未知数法, 具体过程省略得到

与 A 可交换的矩阵为

$$B = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ b & a & 0 \\ c & b & a \end{pmatrix}.$$

事实上, 我们有如下关于可交换矩阵更一般的结论:

定理 12.5

1. 与主对角元两两互异的对角矩阵可交换的方阵只能是对角矩阵;
2. 准对角矩阵 A 每个对角分块内对角线元素相同, 但不同对角块之间不同, 则与 A 可交换的矩阵只能是准对角矩阵;
3. 与所有 n 级可逆矩阵可交换的矩阵为数量矩阵;
4. 与所有 n 级矩阵可交换的矩阵为数量矩阵.

证明

1. 设 $B = (b_{ij})_{n \times n}$ 是与 A 可交换的矩阵, 由定理 12.1 可知, AB 是 B 的第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 行元素都乘以 λ_i 的矩阵, 其中 λ_i 是 A 的第 i 个对角元素, 同理 BA 是 B 的第 j 列元素都乘以 λ_j 的矩阵, 因此考察 $AB = BA$ 第 i 行 j 列元素可知

$$\lambda_i b_{ij} = \lambda_j b_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, n),$$

由于 $i \neq j$ 时 $\lambda_i \neq \lambda_j$, 因此 $b_{ij} = 0$, 即 B 是对角矩阵.

2. 设 $A = \text{diag } \lambda_1 E_1, \lambda_2 E_2, \dots, \lambda_s E_s$, 其中 E_i 是 m_i 阶单位矩阵, $m_1 + m_2 + \dots + m_s = n$, 设 $B = (b_{ij})_{n \times n}$ 是与 A 可交换的矩阵, 将 B 做与 A 一样的分块, 事实上由于分块矩阵乘法和一般乘法的相似性, 我们可以完全套用第一点的证明完成这里的证明, 这里不再赘述.
3. 设 C 与所有 n 级可逆矩阵可交换, 由前述 1 可知 C 至少是对角矩阵, 因为 C 起码要与主对角元两两互异的对角矩阵可交换.

我们将 C 记为 $\text{diag } k_1, k_2, \dots, k_n$, 进一步地, 取可逆矩阵 $B = E_{12} + E_{23} + \dots + E_{n-1,n} + E_{n1}$ (回顾第 i 行第 j 列元素为 1 的基本矩阵记为 E_{ij}), 则 $BC = CB$ 可知

$$k_1 E_{12} + k_2 E_{23} + \dots + k_{n-1} E_{n-1,n} + k_n E_{n1} = k_2 E_{12} + k_3 E_{23} + \dots + k_n E_{n-1,n} + k_1 E_{n1},$$

由此可得 $k_1 = k_2 = \dots = k_n$, 即 $C = k_1 E$ 是数量矩阵.

4. 设 C 与所有 n 级矩阵可交换, 由前述 3 可知 C 至少是数量矩阵, 因为 C 起码要与所有 n 级可逆矩阵可交换. 事实上我们也不难验证数量矩阵与任意矩阵可交换, 因为 $AkE = kEA = kA$, 其中 k 是任意数, E 是 n 级单位矩阵, A 是任意 n 级矩阵. 因此与所有 n 级矩阵可交换的矩阵是数量矩阵.

□

除此之外我们还有一些和特殊的矩阵可交换的结论, 我们将在习题中见到它们. 因为技巧性过强正文中不展开叙述, 感兴趣的同学可以参考习题 C 组进行了解.

12.3 矩阵的逆进阶求法

12.3.1 给定多项式求逆矩阵

此类题目出现最为频繁, 实际上就是通过一些初中所学的因式分解等基本变换得到需要求逆的矩阵与另一个矩阵相乘可以得到单位矩阵 (的一个倍数).

例 12.4

设 A 为非零矩阵, 且 $A^3 = O$, 证明: $E + A$ 和 $E - A$ 都可逆.

证明

事实上 $E = E + A^3 = (E + A)(E - A + A^2)$, 因此 $E + A$ 可逆 (因为可以写出 $(E + A)^{-1} = E - A + A^2$), 同理 $E = E - A^3 = (E - A)(E + A + A^2)$, 因此 $E - A$ 可逆 (因为可以写出 $(E - A)^{-1} = E + A + A^2$). □

例 12.5

若 X, Y 是两个列向量, 且 $X^T Y = 2$, 证明:

1. $(XY^T)^k = 2^{k-1}(XY^T)$;
2. 如果 $A = E + XY^T$, 则 A 可逆, 并求其逆矩阵.

证明

1. 事实上 $Y^T X = X^T Y = 2$, 因此

$$(XY^T)^2 = X(Y^T X)Y^T = 2XY^T,$$

由数学归纳法易证 $(XY^T)^k = 2^{k-1}(XY^T)$.

2. 事实上,

$$\begin{aligned} A^2 &= (E + XY^T)^2 = E + 2XY^T + (XY^T)^2 \\ &= E + 2XY^T + 2XY^T = E + 4XY^T \\ &= 4E - 3A, \end{aligned}$$

因此 $A^2 - 4A + 3E = O$, 即 $A(A - 4E) = -3E$, 因此 A 可逆, 且 $A^{-1} = \frac{1}{3}(4E - A)$.

□

12.3.2 利用分块矩阵初等变换

在分块矩阵中, 我们已经讲解了分块矩阵初等变换打洞法的基础题型, 这里再给出一些更一般的例子:

例 12.6

设 A, B 为 n 阶矩阵, 证明: $E \pm AB$ 可逆 $\iff E \pm BA$ 可逆.

证明

根据分块矩阵初等变换不改变矩阵的秩, 我们有

$$r \begin{pmatrix} E \pm BA & O \\ A & E \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} E & \mp B \\ A & E \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} E & \mp B \\ O & E \pm AB \end{pmatrix},$$

故 $E \pm AB$ 可逆 $\iff E \pm BA$ 可逆 (因为此时上式所有矩阵都可逆). □

例 12.7

设 A 为 n 阶矩阵, B, C 分别为 $n \times m$ 和 $m \times n$ 阶矩阵. 证明: $E_m + CA^{-1}B$ 可逆 $\iff A + BC$ 可逆.

证明

类似于上例，有

$$r \begin{pmatrix} A+BC & B \\ O & E_m \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} A & B \\ -C & E_m \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} A & B \\ O & E_m + CA^{-1}B \end{pmatrix},$$

故 $E_m + CA^{-1}B$ 可逆 $\iff A + BC$ 可逆. □

事实上，总结上述两题的解决方法，都是将待证明的一个矩阵构成分块矩阵的一部分，然后利用初等变换变出另一个矩阵，使得这两个矩阵的可逆性相同，从而得到结论。

12.3.3 求逆的分式思想

虽然矩阵没有除法运算，但是我们如果将 $(E - A)^{-1}$ 写成 $\frac{E}{E - A}$ ，再类比泰勒展开

$$\frac{1}{1-x} = 1 + \sum_{n=1}^{\infty} x^n \quad x \in (-1, 1)$$

我们可以得到（不严谨！只能用来解题的时候当作初步的思路！）

$$(E - A)^{-1} = \frac{E}{E - A} = E + A + A^2 + \dots$$

例 12.8

已知方阵 A 满足 $A^k = O$ ，其中 k 是一个正整数，求 $E - A$ 的逆。

解

根据我们前面的分析，结合 $A^k = O$ ，我们猜测

$$(E - A)^{-1} = E + A + A^2 + \dots + A^{k-1}.$$

事实上我们直接验证

$$(E - A)(E + A + A^2 + \dots + A^{k-1}) = E - A^k = E.$$

因此 $(E - A)^{-1} = E + A + A^2 + \dots + A^{k-1}$.

例 12.9

设 A, B 分别是 $n \times m$ 和 $m \times n$ 的矩阵, 且 $E_n \pm AB$ 可逆, 则 $E_m \pm BA$ 可逆.

不难发现这一例是例 12.6 的推广, 因为此处不再限制方阵.

证明

我们猜测

$$\begin{aligned}(E_m - BA)^{-1} &= E_m + (BA) + (BA)^2 + \cdots \\ &= E_m + B(E_n + AB + (AB)^2 + \cdots)A \\ &= E_m + B(E_n - AB)^{-1}A.\end{aligned}$$

事实上经过验证这一结论是正确的 (具体过程省略), 因此 $E_m \pm BA$ 可逆, 且 $(E_m - BA)^{-1} = E_m + B(E_n - AB)^{-1}A$. \square

12.3.4 提逆思想

这一思想的来源是矩阵逆没有加减相关的运算法则 (即没有 $(A + B)^{-1} = A^{-1} + B^{-1}$ 这样的性质), 因此我们需要提逆产生一些乘积项来解决问题.

例 12.10

设 A 是 n 阶方阵, 且 $E - A$, $E + A$ 和 A 都可逆, 证明: $(E - A^{-1})^{-1} + (E - A)^{-1} = E$.

证明

由于 $(E - A^{-1})^{-1} = (A^{-1}(A - E))^{-1} = (A - E)^{-1}A$, 因此

$$(E - A^{-1})^{-1} + (E - A)^{-1} = (A - E)^{-1}A + (E - A)^{-1} = (E - A)^{-1}(E - A) = E.$$

\square

12.4 矩阵的幂**1. 找规律**

在矩阵的转置例 9.4 中我们已经见识了一种找规律的方式, 下面是一种类似的题型:

例 12.11

计算 $(PAQ)^k$, 其中

$$P = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, \quad A = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}, \quad Q = \begin{pmatrix} 2 & -3 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$$

本质而言此类题目只需要发现中间多次出现的乘积 QP 是很容易处理的矩阵 (例 9.4 中甚至是一个数) 即可解决.

解

事实上, $QP = E$ (E 是单位矩阵), 令 $B = PAQ$, 则 $B^2 = PA(QP)AQ = PA^2Q$, 利用归纳法可得,

$$B^k = PA^kQ = \begin{pmatrix} 2^{k+2} + 3(-1)^{k+1} & -3 \cdot 2^{k+1} + 6 \cdot (-1)^k \\ 2^{k+1} + 2(-1)^{k+1} & -3 \cdot 2^k + 4 \cdot (-1)^k \end{pmatrix}.$$

例 12.12

设 $A = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$, $P^{-1}AP = B$, 求 $B^{2004} - 2A^2$.

解

事实上, $A^2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 因此 $A^4 = E$, 于是 $A^{2004} = (A^4)^{501} = E$, 因此

$$B^{2004} - 2A^2 = E - 2A^2 = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}.$$

还有一种找规律基于幂等矩阵 (满足 $A^2 = A$ 的矩阵, 根据数学归纳法可证明 A 的任意次方都是 A), 显然幂等矩阵的任意次方都与其本身相等是很好的性质, 另一种找规律基于对合矩阵, 即平方等于单位矩阵的矩阵, 我们这里主要与大家分享另一种关于幂零矩阵 (矩阵某次幂可以得到零矩阵) 的方法, 例子如下:

例 12.13

$$\text{求 } A = \begin{pmatrix} a & 1 & 0 & 0 \\ 0 & a & 1 & 0 \\ 0 & 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a \end{pmatrix}^n.$$

在上例中, 我们采用将矩阵分为 $A = tE + B$ 的方法, 会发现矩阵 B 为上三角矩阵且对角线上全为 0, 这是需要读者记忆的典型的幂零矩阵, 未来在幂零矩阵的讨论中我们将严格证明这一点, 现在我们只需利用这一性质快速解题.

解

$$\text{设 } B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 故有}$$

$$B^2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad B^3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad B^4 = O,$$

因此

$$\begin{aligned} A^n &= (aE + B)^n = \sum_{k=0}^n C_n^k a^{n-k} E^k B^k \\ &= \begin{pmatrix} a^n & C_n^1 a^{n-1} & C_n^2 a^{n-2} & C_n^3 a^{n-3} \\ 0 & a^n & C_n^1 a^{n-0} & C_n^2 a^{n-2} \\ 0 & 0 & a^n & C_n^1 a^{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & a^n \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

2. 数学归纳法**例 12.14**

$$\text{求 } A = \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}^n.$$

这一问题对应我们常见的旋转变换（所以建议要求读者记忆这一矩阵形式）， n 次方就是旋转 n 次. 当然这是直观而言的结论，严谨说明可以通过数学归纳法证：

解

事实上，当 $n = 1$ 时结论显然成立，假设 $n = k$ 时结论成立，即

$$A^k = \begin{pmatrix} \cos k\alpha & \sin k\alpha \\ -\sin k\alpha & \cos k\alpha \end{pmatrix}.$$

当 $n = k + 1$ 时，有

$$\begin{aligned} A^{k+1} &= A^k A = \begin{pmatrix} \cos k\alpha & \sin k\alpha \\ -\sin k\alpha & \cos k\alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha \\ -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \cos k\alpha \cos \alpha - \sin k\alpha \sin \alpha & \cos k\alpha \sin \alpha + \sin k\alpha \cos \alpha \\ -\sin k\alpha \cos \alpha - \cos k\alpha \sin \alpha & -\sin k\alpha \sin \alpha + \cos k\alpha \cos \alpha \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \cos(k+1)\alpha & \sin(k+1)\alpha \\ -\sin(k+1)\alpha & \cos(k+1)\alpha \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

因此结论对于 $n = k + 1$ 也成立，由数学归纳法可知结论对于任意正整数 n 都成立.

例 12.15

$$\text{证明 } \begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix}^n = \begin{pmatrix} a^n & (a^{n-1} + a^{n-2}b + \cdots + b^{n-1})c \\ 0 & b^n \end{pmatrix}.$$

证明

事实上，当 $n = 1$ 时结论显然成立，假设 $n = k$ 时结论成立，即

$$\begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix}^k = \begin{pmatrix} a^k & (a^{k-1} + a^{k-2}b + \cdots + b^{k-1})c \\ 0 & b^k \end{pmatrix}.$$

当 $n = k + 1$ 时, 有

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix}^{k+1} &= \begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix}^k \begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a^k & (a^{k-1} + a^{k-2}b + \cdots + b^{k-1})c \\ 0 & b^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a & c \\ 0 & b \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a^{k+1} & (a^k + a^{k-1}b + \cdots + b^k)c \\ 0 & b^{k+1} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

因此结论对于 $n = k + 1$ 也成立, 由数学归纳法可知结论对于任意正整数 n 都成立. \square

3. 利用秩为 1 的矩阵

这一方法的核心是利用上一讲中例 11.5 的结论, 我们来看下面的例子进行体会:

例 12.16

已知 M 是秩为 1 的矩阵, 记 $\text{tr}(M) = b$, 讨论 $(aE + M)^n$ 的计算结果.

解

事实上, 由例 11.5 可知, $M^k = b^{k-1}M$, 因此

(1) 当 $b = 0$ 时, $M^k = O(k \geq 2)$, 因此

$$(aE + M)^n = a^n E + na^{n-1}M.$$

(2) 当 $b \neq 0$ 时有

$$\begin{aligned} (aE + M)^n &= \sum_{k=0}^n C_n^k a^{n-k} M^k \\ &= \sum_{k=0}^n C_n^k a^{n-k} b^{k-1} M \\ &= a^n E + \frac{1}{b} \sum_{k=1}^n C_n^k a^{n-k} b^k M \\ &= a^n E + \frac{1}{b} \left(\sum_{k=0}^n C_n^k a^{n-k} b^k - a^n \right) M \\ &= a^n E + \frac{(a+b)^n - a^n}{b} M \end{aligned}$$

例 12.17

已知 A 是数域 P 上的一个 2 阶方阵, 且存在正整数 l 使得 $A^l = O$, 证明: $A^2 = O$.

事实上, 将来我们讨论幂零矩阵的时候将会进一步推广本例的结论.

证明

- (1) 若 $l \leq 2$, 则 $A^2 = O$ 显然成立;
- (2) 若 $l > 2$, 则由 $A^l = O$ 可知 A 不可逆, 故 $r(A) \leq 1$, 又 $A \neq O$, 因此 $r(A) = 1$, 故 $A^l = (\text{tr}(A))^{l-1}A = O$, 因此 $\text{tr}(A) = 0$, 故 $A^2 = \text{tr}(A)A = O$.

□

4. 利用初等矩阵的性质

例 12.18

设 A 为三阶矩阵, P 为三阶可逆矩阵, $P^{-1}AP = B$, 其中

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 2 & -1 \\ 1 & 1 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

求 A^{2024} .

解

事实上 $A = PBP^{-1}$, 因此 $A^{2024} = PB^{2024}P^{-1}$, 由于 $B^2 = E$, 因此 $B^{2024} = (B^2)^{1012} = E$, 因此 $A^{2024} = PEP^{-1} = E$.

事实上本题一个关键的洞察在于我们很容易看出 B 这一非常简单的矩阵作为初等矩阵复合的情况 (交换 1、3 行以及每一行都乘以 -1), 因此其平方为 E .

5. 利用对角化和若当标准形: 我们将在后续相应章节中讲解.

内容总结

本讲我们介绍了矩阵运算的另一些技巧性较强的话题, 包括有关特殊矩阵 (对角矩阵、三角矩阵和基本矩阵等) 的基本性质、矩阵可交换问题的讨论、矩阵求逆和求幂的进阶方法, 希望读者能掌握其中的一些基本方法, 对于熟练矩阵计算, 解决一些实际问题有一定帮助.

习题

尽管一批教授和教科书编者用关于矩阵的荒唐至极的计算内容掩盖了线性代数的简明性, 但是鲜有与之相较更为初等的理论。

——Jean Dieudonne

A 组

1. 设方阵 A 满足 $A^2 - A - 2E = O$, 证明:
 - (1) A 和 $E - A$ 都是可逆矩阵, 并求它们的逆矩阵;
 - (2) $A + E$ 和 $A - 2E$ 不可能同时可逆.
2. 若 A, B 为两个 n 阶矩阵且满足 $A + B = AB$, 证明:
 - (1) $A - E$ 和 $B - E$ 均可逆;
 - (2) $AB = BA$;
 - (3) $r(A) = r(B)$.

B 组

1. 设 $f(x) = 1 + x + \cdots + x^{m-1}$, $g(x) = 1 - x$, $A = \begin{pmatrix} a & b \\ 0 & a \end{pmatrix}$, 计算 $f(A)g(A)$.
2. 已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$, 求证: 所有与 A 可交换的矩阵构成 $\mathbf{M}_3(\mathbf{R})$ 的一个子空间, 并求子空间的一组基.
3. 已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$,
 - (1) 求所有与 A 可交换的矩阵;
 - (2) 若 $AB + E = A^2 + B$, 求 B .
4. 设 $A \in \mathbf{F}^{n \times n}$, 令 $C(A) = \{B \in \mathbf{F}^{n \times n} \mid AB = BA\}$.
 - (1) 证明: $C(A)$ 为 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 的一个子空间;
 - (2) 求 $C(E)$;
 - (3) 当 A 为对角线上元素互不相等的对角阵时, 求 $C(A)$ 的维数和一组基.

5. 设 A 是 n 阶矩阵, $A^k = O$ 对某个正整数 k 成立, 求证下列方阵可逆, 并求它们的逆:

(1) $E + A$;

(2) $E - A$;

(3) $E + A + \frac{1}{2!}A^2 + \cdots + \frac{1}{(k-1)!}A^{k-1}$.

C 组

1. 已知数列 $\{a_n\}, \{b_n\}$ 满足 $a_0 = -1, b_0 = 3$, 且

$$\begin{cases} a_n = 3a_{n-1} + b_{n-1} + 2^{n-1} \\ b_n = 2a_{n-1} + 4b_{n-1} + 2^n \end{cases}$$

求 $\{a_n\}, \{b_n\}$ 的通项公式.

2. 证明以下两个命题:

(1) 与矩阵 $I = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & \ddots \\ & & & & 1 \\ 1 & & & & 0 \end{pmatrix}$ 可交换的矩阵 A 都可以写成 I 的一个多项式,

即 $A = a_{11}E + a_{12}I + a_{13}I^2 + \cdots + a_{1n}I^{n-1}$;

(2) 与矩阵 $J = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & \ddots \\ & & & & 1 \\ & & & & & 0 \end{pmatrix}$ 可交换的矩阵 A 都可以写成 J 的一个多项式,

即 $A = a_{11}E + a_{12}J + a_{13}J^2 + \cdots + a_{1n}J^{n-1}$.

接下来我们将开始介绍大部分线性代数或高等代数教材中开头就会介绍的内容——行列式. 在本讲义的思路中, 我们更多将行列式视为一个帮助我们研究的工具, 无论是当前的主线——线性方程组解的理论还是之后我们要介绍的矩阵标准形的内容. 因此我们会将这一章只作类似“工具介绍”的作用, 而非其他教材那样从行列式出发引出相关概念, 因为我们研究的核心和出发点是之前的抽象空间和映射.

事实上, 我们将在本讲义之后再介绍一次行列式, 那时我们将会介绍行列式更丰富的应用, 并表明是否引入行列式可能对于线性代数完整理论的构建而言重要程度是有限的. 但是我们完全无法否认行列式的历史地位, 从 17 世纪起行列式就是用于求解线性方程组的重要的工具, 历经数百年也逐渐发展出了许多重要的理论和应用, 因此我们仍然需要完整的章节来讲述行列式的相关内容.

13.1 行列式的定义

很多教材采用“逆序数”定义行列式, 但是本教材未提及, 而且也缺乏直观, 因此我们不在本讲展开描述. 我们会在史海拾遗中结合历史给出相关的定义, 当然感兴趣的同学可以参考丘维声《高等代数》等教材. 本教材使用公理化定义 (使用一些规则描述) 并讲解了递归式定义 (按行 (列) 展开).

13.1.1 公理化定义

定义 13.1 行列式

数域 \mathbf{F} 上的一个 n 阶**行列式**是取值于 \mathbf{F} 的 n 个 n 维向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n \in \mathbf{F}^n$ 的一个

函数, 且 $\forall \alpha_i, \beta_i \in \mathbf{F}^n$ 和 $\forall \lambda \in \mathbf{F}$, 满足下列规则:

1. (齐性) $D(\alpha_1, \dots, \lambda \alpha_i, \dots, \alpha_n) = \lambda D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n)$;
2. (加性, 与 1 合称线性性)
 $D(\alpha_1, \dots, \alpha_i + \beta_i, \dots, \alpha_n) = D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n) + D(\alpha_1, \dots, \beta_i, \dots, \alpha_n)$;
3. (反对称性) $D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) = -D(\alpha_1, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n)$;
4. (规范性) $D(e_1, e_2, \dots, e_n) = 1$.

在公理化定义中, 我们将行列式定义为一个满足特定的运算性质的从列向量组合到数的函数. 事实上, 公理化定义从逆序数定义可以推导出的行列式的运算性质, 教材采用这种定义避开了繁琐的说明.

除此之外, 我们不难看出公理化定义可以形象地理解为对 n 维空间中体积的定义, 对几何意义感兴趣的同学可以参考 3b1b 《线性代数的本质》系列视频相关内容.

例 13.1

使用定义 13.1 验证下述命题的正确性:

1. 若行列式有一列为零向量, 则行列式的值等于 0.
2. 若行列式有两列元素相同, 则行列式的值等于 0.
3. 若行列式有两列元素成比例, 则行列式的值等于 0.
4. 对行列式做倍加列变换, 行列式的值不变.
5. 若 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性相关, 则 $D(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = 0$.

证明

1. 由于行列式满足定义 13.1 的 1, 设行列式第 i 列为零向量, 因此

$$\begin{aligned} D(\alpha_1, \dots, 0, \dots, \alpha_n) &= D(\alpha_1, \dots, 0 \cdot \alpha_i, \dots, \alpha_n) \\ &= 0 \cdot D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n) \\ &= 0 \end{aligned}$$

2. 由于行列式满足定义 13.1 的 3, 设行列式第 i 列和第 j 列元素相同, 因此

$$\begin{aligned} D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) &= D(\alpha_1, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_n) \\ &= -D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) \end{aligned}$$

从而 $D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) = 0$.

3. 由于行列式满足定义 13.1 的 1, 设行列式第 i 列和第 j 列元素成比例, $\alpha_i = k\alpha_j$, 因此

$$\begin{aligned} D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) &= D(\alpha_1, \dots, k\alpha_j, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) \\ &= kD(\alpha_1, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) \\ &= 0 \end{aligned}$$

其中最后一个等号用到了本例的第二条结论.

4. 事实上, 根据定义 13.1 的 2 以及本例第 3 条结论, 我们可以得到

$$\begin{aligned} D(\alpha_1, \dots, \alpha_i + k\alpha_j, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) &= D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) \\ &\quad + D(\alpha_1, \dots, k\alpha_j, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) \\ &= D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n) + 0 \\ &= D(\alpha_1, \dots, \alpha_i, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_n). \end{aligned}$$

5. 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性相关, 因此存在不全为 0 的数 k_1, k_2, \dots, k_n 使得 $k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n = 0$, 不妨设 $k_1 \neq 0$, 因此

$$\alpha_1 = -\frac{k_2}{k_1}\alpha_2 - \frac{k_3}{k_1}\alpha_3 - \dots - \frac{k_n}{k_1}\alpha_n,$$

因此

$$\begin{aligned} D(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) &= D\left(-\frac{k_2}{k_1}\alpha_2 - \frac{k_3}{k_1}\alpha_3 - \dots - \frac{k_n}{k_1}\alpha_n, \alpha_2, \dots, \alpha_n\right) \\ &= -\frac{k_2}{k_1}D(\alpha_2, \alpha_2, \dots, \alpha_n) - \dots - \frac{k_n}{k_1}D(\alpha_n, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \\ &= 0. \end{aligned}$$

□

例 13.2

设向量 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 为三维列向量, 又 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \beta_1), B = (\alpha_1, \alpha_2, \beta_2)$, 且 $|A| = 3, |B| = 2$, 求 $|2A + 3B|$.

解

$2A + 3B = (2\alpha_1 + 3\alpha_1, 2\alpha_2 + 3\alpha_2, 2\beta_1 + 3\beta_2) = (5\alpha_1, 5\alpha_2, 2\beta_1 + 3\beta_2)$, 因此

$$\begin{aligned} |2A + 3B| &= |5\alpha_1, 5\alpha_2, 2\beta_1 + 3\beta_2| \\ &= 25|\alpha_1, \alpha_2, 2\beta_1 + 3\beta_2| \\ &= 25(2|\alpha_1, \alpha_2, \beta_1| + 3|\alpha_1, \alpha_2, \beta_2|) \\ &= 25(2|A| + 3|B|) = 300. \end{aligned}$$

13.1.2 递归式定义

首先我们需要引入余子式和代数余子式的概念:

定义 13.2

在 n 阶行列式 $D = |a_{ij}|_{n \times n}$ 中, 去掉元素 a_{ij} 所在的第 i 行和第 j 列的所有元素而得到的 $n - 1$ 阶行列式称为元素 a_{ij} 的**余子式**, 记作 M_{ij} , 并把数 $A_{ij} = (-1)^{i+j} M_{ij}$ 称为元素 a_{ij} 的**代数余子式**.

注意, 虽然余子式和代数余子式在名称中含有式, 但实际上他们是一个值. 实际上行列式也称为“式”, 但这些“式”只是形状上有个形式, 实际上只是一个值.

例 13.3

根据定义 13.2 计算行列式 $\begin{vmatrix} 2 & 1 & 3 \\ -1 & 0 & 2 \\ 1 & 5 & -2 \end{vmatrix}$ 每个元素的余子式和代数余子式.

解

我们只举一个例子, 第二行第一列元素 -1 的余子式和代数余子式. 根据定义, 它的余

子式是去掉第二行和第一列所有元素剩余的二阶行列式

$$\begin{vmatrix} 1 & 3 \\ 5 & -2 \end{vmatrix} = -17,$$

因此它的代数余子式是 $A_{21} = (-1)^{2+1}(-17) = 17$. 读者可以自行计算其他元素的余子式和代数余子式.

接下来我们便可以给出递归式定义:

定义 13.3

设 $D = |a_{ij}|_{n \times n}$, 则

$$D = \sum_{k=1}^n a_{kj} A_{kj} = a_{1j} A_{1j} + a_{2j} A_{2j} + \cdots + a_{nj} A_{nj} \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (13.1)$$

$$D = \sum_{k=1}^n a_{ik} A_{ik} = a_{i1} A_{i1} + a_{i2} A_{i2} + \cdots + a_{in} A_{in} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (13.2)$$

其中 A_{ij} 即为定义 13.2 给出的代数余子式, 式 13.1 称为 D 对第 j 列的展开式, 式 13.2 称为 D 对第 i 行的展开式. 事实上, 这一定义被称为递归式定义的原因是显然的 (如果在程序设计课程中已经学习过递归的概念), 它使用 $n-1$ 阶行列式定义 n 阶行列式, 因此我们对任意 n 阶行列式都可以递归展开到 1 阶, 从而得到最终行列式计算结果.

除此之外, 我们需要强调的是, 这里的递归式定义能称之为定义, 必须要使得其与之前的公理化定义不冲突. 事实上二者等价的证明都是技术性的, 教材 175 页定理 5.1 说明了我们如何从公理化定义推出递归式定义, 反过来我们只需要对公理化定义中每个性质利用公理化定义逐个展开验算即可, 我们放在习题中供感兴趣的读者自行验证. 因为都是技术性的问题, 这里不展开叙述, 事实上也不是我们核心的内容.

例 13.4

利用定义 13.3 计算例 13.3 中的行列式, 可以行列展开均使用并在上述公式中选取不同 i 和 j 以熟悉定义 13.3, 并注意体会递归式定义的含义.

解

我们选取 $i = 2$ 进行按行展开, 由定义 13.2 可知 $A_{21} = 17, A_{22} = -7, A_{23} = -9$, 因此

$$\begin{aligned} D &= \sum_{k=1}^3 a_{2k} A_{2k} \\ &= a_{21} A_{21} + a_{22} A_{22} + a_{23} A_{23} \\ &= (-1) \cdot 17 + 0 \cdot (-7) + 2 \cdot (-9) \\ &= -35. \end{aligned}$$

同理, 我们选取 $j = 3$ 进行按列展开, 由定义 13.2 可知 $A_{13} = -5, A_{23} = -9, A_{33} = 1$, 因此

$$\begin{aligned} D &= \sum_{k=1}^3 a_{k3} A_{k3} \\ &= a_{13} A_{13} + a_{23} A_{23} + a_{33} A_{33} \\ &= 3 \cdot (-5) + 2 \cdot (-9) + (-2) \cdot 1 \\ &= -35. \end{aligned}$$

读者可以自行计算按其他行列展开的结果.

递归式定义有一个重要的结论如下:

定理 13.1

n 阶行列式 $D = |a_{ij}|_{n \times n}$ 的某一行 (列) 元素与另一行 (列) 相应元素的代数余子式的乘积之和等于 0, 即

$$\sum_{k=1}^n a_{kj} A_{ki} = a_{1j} A_{1i} + a_{2j} A_{2i} + \cdots + a_{nj} A_{ni} = 0 \quad j \neq i \quad (13.3)$$

$$\sum_{k=1}^n a_{jk} A_{ik} = a_{j1} A_{i1} + a_{j2} A_{i2} + \cdots + a_{jn} A_{in} = 0 \quad j \neq i \quad (13.4)$$

我们简要说一下定理的证明. 虽然这一定理看着下标满天飞, 似乎很难证明, 但如果我们首先将第 j 列元素替换为第 i 列元素, 然后根据定义 13.3 按第 j 列展开求行列式, 这一结果一定是 0, 因为此时矩阵第 i 和 j 两列完全相同. 同时我们发现, 我们上面展开写出的式子就是式 13.3 (注意此时 $a_{ki} = a_{kj}$), 由此得证.

到目前为止, 读者可能对式 13.1–13.4 式繁杂的下标感到陌生, 因此安排了例 13.2–13.4 希望大家熟悉这些公式.

例 13.5

对例 13.4 中的矩阵验证定义 13.1 的正确性.

解

例如我们选取第一行元素和第二行的代数余子式, 由定义 13.2 可知 $A_{21} = 17, A_{22} = -7, A_{23} = -9$, 因此

$$\begin{aligned} D &= \sum_{k=1}^3 a_{1k} A_{2k} \\ &= a_{11} A_{21} + a_{12} A_{22} + a_{13} A_{23} \\ &= 2 \cdot 17 + 1 \cdot (-7) + 3 \cdot (-9) \\ &= 0. \end{aligned}$$

这一节中行列式是按照一行(列)展开的, 若按多行(列)展开则需要相应的 Laplace 定理, 我们将在下一讲行列式计算进阶中介绍.

13.1.3 行列式的常用性质

设 $A, B \in \mathbf{F}^{n \times n}$, $k \in \mathbf{F}$, 则

1. 一般情况下, $|A \pm B| \neq |A| \pm |B|$;
2. $|kA| = k^n |A|$;

证明

由定义 13.1 的 1, 设 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, 则

$$\begin{aligned} |kA| &= |k\alpha_1, k\alpha_2, \dots, k\alpha_n| \\ &= k^n |\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n| \\ &= k^n |A|. \end{aligned}$$

□

3. 初等矩阵行列式 (注意初等矩阵不分行列, 左乘右乘区分初等行列变换):

$$|E_{ij}| = -1, |E_i(c)| = c, |E_{ij}(k)| = 1;$$

4. 利用 3 中的结论可以得到 $|AB| = |A||B|$, $|A^k| = |A|^k$;

5. 利用 3 中的结论可以得到 A 可逆 $\iff |A| \neq 0$;
6. 利用 3 中的结论可以得到 $|A^T| = |A|$;
7. 利用 3 中的结论可以得到上、下三角矩阵行列式均为主对角线元素的乘积;
8. 利用 3 中的结论 (求出初等矩阵逆矩阵行列式) 可以得到若 A 可逆, 则 $|A^{-1}| = |A|^{-1}$.

证明

由 $|AB| = |A||B|$, 设 $B = A^{-1}$, 则 $|E| = |AA^{-1}| = |A||A^{-1}|$, 因此 $|A||A^{-1}| = 1$, 从而 $|A^{-1}| = |A|^{-1}$. \square

以上性质都可以基于定义或上述其他性质得到, 其中 3-6 条可参考教材 5.3 节, 7 可参考教材 172 页例 3. 这些性质结论希望读者熟悉, 实际上推导过程重要性不大, 虽然也并不复杂. 下面介绍的性质需要用到“打洞法”(分块矩阵初等变换)来证明:

$$1. \begin{vmatrix} A & O \\ O & B \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A & D \\ O & B \end{vmatrix} = |A||B|, \quad \begin{vmatrix} O & A \\ B & C \end{vmatrix} = (-1)^{kr}|A||B|;$$

证明

证明从略, 感兴趣的读者可以参考教材 179 页例 2, 实际上我们很多时候只需要基于这些结论证明进一步的性质. \square

$$2. \text{ 当 } A \text{ 可逆时, 有 } \begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = |A||D - CA^{-1}B|, \text{ 当 } D \text{ 可逆时, 有 } \begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = |D||A - BD^{-1}C|, \\ \text{当 } B \text{ 可逆时, 有 } \begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = (-1)^{mn}|B||C - DB^{-1}A|, \text{ 当 } C \text{ 可逆时, 有 } \\ \begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = (-1)^{mn}|C||B - AC^{-1}D|;$$

证明

由于

$$\begin{pmatrix} E & O \\ -CA^{-1} & E \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ O & D - CA^{-1}B \end{pmatrix},$$

两边取行列式, 并注意到

$$\begin{vmatrix} E & O \\ -CA^{-1} & E \end{vmatrix} = 1,$$

因此

$$\begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A & B \\ O & D - CA^{-1}B \end{vmatrix} = |A||D - CA^{-1}B|.$$

读者会发现，我们在上面的证明中多次使用 $\begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A & D \\ O & B \end{vmatrix} = |A||B|$ 这一性质，因此这一性质是相当重要的，需要读者熟悉。

本条的其他结论推导类似于上方，在此不再赘述，感兴趣的读者可以自行推导，实际上结论并不是很重要，重要的是在于领悟使用行列式分块计算性质和打洞法的基本方法。□

3. 设 A, B 分别是 $n \times m$ 和 $m \times n$ 矩阵，则 $|E_n \pm AB| = |E_m \pm BA|$ ，且 $|\lambda E_n \pm AB| = \lambda^{n-m} |\lambda E_m \pm BA|$ ， $n \geq m$ 。

证明

由前述第二条性质直接可得

$$|E_n \pm AB| = \begin{vmatrix} E_n & A \\ \mp B & E_m \end{vmatrix} = |E_m \pm BA|,$$

也有

$$\begin{aligned} |\lambda E_n \pm AB| &= \begin{vmatrix} \lambda E_n & A \\ \mp B & E_m \end{vmatrix} = \lambda^n \begin{vmatrix} E_n & \lambda^{-1}A \\ \mp B & E_m \end{vmatrix} = \lambda^{n-m} \begin{vmatrix} E_n & A \\ \mp B & E_m \end{vmatrix} \\ &= \lambda^{n-m} |\lambda E_m \pm BA|. \end{aligned}$$

其中第一行第二个等号来源于前 n 行每行提出一个 λ ，第一行第三个等号来源于后 m 列每列乘以 λ 。□

事实上，这里的结果在特征值与特征向量的部分中我们会给出更深入的解释。

还有一部分由这些性质可以推导的其他性质将出现在 C 组习题中供参考。这部分主要是技巧性内容，可以选择性完成。

13.2 行列式的基本运算

本节内容按照往年经验不是考试重点，但是我们要保证教材中涉及的的方法都掌握。本节我们简要说明教材中提及的基本行列式计算方法，在下一讲行列式计算进阶中我们将用一整讲详细展开行列式的计算技巧。

首先我们用一个简单的三阶行列式的例子回顾行列式的多种基本计算方法. 这里选取三阶行列式主要原因也是三阶行列式在未来实际解题中最为常见, 这里希望读者比较选择最适合自己的方法在未来更便捷地使用:

例 13.6

$$\text{计算行列式 } D = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 2 \end{vmatrix}.$$

解

1. (公理化定义与性质) 参考教材 171 页例 2 的方法, 此处展开较为复杂不再赘述, 也不推荐使用这一方法.

2. (公式法, 实际上就是逆序数定义) 我们知道三阶行列式的计算公式为 (直接展开也

$$\text{很容易验证) } D = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = a_{11}a_{22}a_{33} + a_{12}a_{23}a_{31} + a_{13}a_{21}a_{32} - a_{13}a_{22}a_{31} - a_{12}a_{21}a_{33} - a_{11}a_{23}a_{32}, \text{ 因此 } D = 1 \cdot 3 \cdot 2 + 2 \cdot 1 \cdot 3 + 3 \cdot 2 \cdot 1 - 3 \cdot 3 \cdot 3 - 2 \cdot 2 \cdot 2 - 1 \cdot 1 \cdot 1 = -18.$$

3. (化为上三角形式) 参考教材 172 页例 4, 具体过程不在此展开.

4. (递归式定义展开) 我们对第一行展开, 由定义 13.3 可知

$$\begin{aligned} D &= 1 \cdot \begin{vmatrix} 3 & 1 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} - 2 \cdot \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 2 \end{vmatrix} + 3 \cdot \begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 1 \end{vmatrix} \\ &= 1 \cdot (6 - 1) - 2 \cdot (4 - 3) + 3 \cdot (2 - 9) \\ &= -18. \end{aligned}$$

接下来我们需要介绍一个非常重要的行列式, 我们称之为 Vandermonde 行列式:

例 13.7

证明: n 阶 Vandermonde 行列式

$$V_n = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{n-1} & x_2^{n-1} & \cdots & x_n^{n-1} \end{vmatrix} = \prod_{1 \leq i < j \leq n} (x_j - x_i)$$

教材 177–178 页例 2 给出了对上式的详细解释以及证明, 这里我们不再赘述. 我们需要强调的是 Vandermonde 行列式的重要性, 事实上, Vandermonde 行列式有着广泛的应用, 在之后不少的习题中我们将使用它. 在此我们证明定理 4.2 的有限维情形作为一个例子:

例 13.8

设 V_1, V_2, \dots, V_s 是有限维线性空间 V 的 s 个非平凡子空间, 证明: V 中至少存在一个向量不属于 V_1, V_2, \dots, V_s 中的任何一个, 即 $V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s \subsetneq V$.

证明

设 $\dim V = n$, 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 为 V 的一组基, 构造向量组 $\{\beta_k\}$ 中每个元素满足

$$\beta_k = \alpha_1 + k\alpha_2 + \cdots + k^{n-1}\alpha_n, \quad k = 1, 2, 3, \dots$$

任取上述向量组中的 n 个向量 $\beta_{k_1}, \beta_{k_2}, \dots, \beta_{k_n}$, 其中 $k_1 < k_2 < \cdots < k_n$, 则有

$$(\beta_{k_1}, \beta_{k_2}, \dots, \beta_{k_n}) = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)C$$

其中

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ k_1 & k_2 & \cdots & k_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_1^{n-1} & k_2^{n-1} & \cdots & k_n^{n-1} \end{pmatrix}$$

则 $|C|$ 是一个 Vandermonde 行列式. 由 Vandermonde 行列式的性质可知 $|C| \neq 0$, 因此 C 可逆. 又由于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V 的一组基, 因此 $\beta_{k_1}, \beta_{k_2}, \dots, \beta_{k_n}$ 线性无关, 从而向量组 $\{\beta_k\}$ 中任意 n 个向量均构成 V 的一组基.

由于 V_1, V_2, \dots, V_s 是 V 的非平凡子空间, 因此每个子空间最多包含 $\{\beta_k\}$ 中 $n-1$ 个向量, 进而 $V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s$ 只包含 $\{\beta_k\}$ 中有限个向量, 所以必然存在一个向量 β_j 使得 $\beta_j \notin V_1 \cup V_2 \cup \cdots \cup V_s$. \square

除此之外教材上还有一些基于递推的方法的例子, 我们将会在下一讲中展开介绍这一方法以及其它技巧性更强的方法.

13.3 伴随矩阵

伴随矩阵是一个重要的概念, 它给出了逆矩阵与原矩阵的关联, 并且其性质都比较经典, 很适合于练习.

定义 13.4 伴随矩阵

称矩阵 $A^* = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{21} & \cdots & A_{n1} \\ A_{12} & A_{22} & \cdots & A_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{1n} & A_{2n} & \cdots & A_{nn} \end{pmatrix}$ 为 A 的**伴随矩阵**, 其中 A_{ij} 是元素 a_{ij} 的代数余子式.

我们要特别注意伴随矩阵代数余子式的下标与通常矩阵下标不一致, 与转置下标一致. 伴随矩阵具有以下几个重要性质, 我们将给出大部分性质的证明, 部分性质我们放在朝花夕拾中证明:

例 13.9

证明下列关于 n 阶矩阵 A 的伴随矩阵 A^* 的性质:

1. $AA^* = A^*A = |A|E$, 若 A 可逆, 则有 $A^{-1} = |A|^{-1}A^*$, $A^* = |A|A^{-1}$, $(A^*)^{-1} = (A^{-1})^* = |A|^{-1}A$.
2. $|A^*| = |A|^{n-1}$, 无论 A 是否可逆.
3. $(AB)^* = B^*A^*$, $(A^T)^* = (A^*)^T$, $(kA)^* = k^{n-1}A^*$, 要求掌握 A 和 B 可逆时的证明, 若不可逆则需要使用第二节习题 C 组中对角占优的推论证明.
4. A 可逆时, $(A^*)^* = |A|^{n-2}A$, $|(A^*)^*| = |A|^{(n-1)^2}$ (本题结论可以推广到更多重的伴随矩阵).
5. 对正整数 k , $(A^k)^* = (A^*)^k$.

$$6. r(A^*) = \begin{cases} n & r(A) = n \\ 1 & r(A) = n - 1 \\ 0 & r(A) < n - 1 \end{cases}$$

证明

1. 由式 13.3 和式 13.4, AA^* 的第 i 行第 j 列元素为

$$\sum_{k=1}^n a_{ik}A_{kj} = \begin{cases} |A| & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$$

因此 $AA^* = |A|E$, 同理可证 $A^*A = |A|E$.

若 A 可逆, 则 $|A| \neq 0$, 从而由 $AA^* = |A|E$ 可知 $A^{-1} = |A|^{-1}A^*$, $A^* = |A|A^{-1}$, $(A^*)^{-1} = |A|^{-1}A$.

而我们知道 $(A^{-1})^*A^{-1} = |A^{-1}|E = |A|^{-1}E$, 因此 $(A^{-1})^* = |A|^{-1}A$.

2. 由 $AA^* = |A|E$, $|AA^*| = |A||A^*| = |A|^n$, 因此 $|A^*| = |A|^{n-1}$.

3. 只证明 A 和 B 可逆的情况, 由 $A^* = |A|A^{-1}$ 可知, $(AB)^* = |AB|(AB)^{-1} = |A||B|B^{-1}A^{-1} = B^*A^*$.

由 $(A^T)^* = |A^T|(A^T)^{-1} = |A|(A^{-1})^T = (|A|A^{-1})^T = (A^*)^T$.

由 $(kA)^* = |kA|(kA)^{-1} = k^n|A| \cdot k^{-1}A^{-1} = k^{n-1}A^*$.

4. 由 $(A^*)^* = |A^*|A^{*-1}$, $|A^*| = |A|^{n-1}$, $(A^*)^{-1} = |A|^{-1}A$, 可知 $(A^*)^* = |A|^{n-2}A$.
由 $|(A^*)^*| = ||A|^{n-2}A|^{n-1} = |A|^{n(n-2)+1} = |A|^{(n-1)^2}$.

5. 由 $(A^k)^* = |A^k|(A^k)^{-1} = |A|^k(A^{-1})^k = (|A|A^{-1})^k = (A^*)^k$.

6. 证明见例 15.6.

□

在计算行列式时若出现伴随矩阵, 我们经常使用例 13.9 中的 1, 3 进行计算.

使用伴随矩阵求逆矩阵是一种矩阵求逆的方式, 我们通过一个简单的例子复习:

例 13.10

判断矩阵 $\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 3 & 3 \end{pmatrix}$ 是否可逆. 若可逆, 利用伴随矩阵求其逆矩阵.

解

见教材 182 页例 1.

13.4 Cramer 法则

从历史角度来开, 引入行列式是用于求解线性方程组的. 瑞士数学家克莱姆 (Cramer) 于 1750 年在他的《线性代数分析导言》中发表了这一方法. 事实上莱布尼兹 [1693], 以及麦克劳林 [1748] 亦研究了这一法则, 但他们的记法不如克莱姆清晰. 接下来我们介绍这一充满历史底蕴的定理:

定理 13.2 Cramer 法则

对线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = 0 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = 0 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = 0 \end{cases} \quad (13.5)$$

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases} \quad (13.6)$$

令 $D = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix}$, 称为系数行列式.

$$\text{令 } D_1 = \begin{vmatrix} b_1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ b_2 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_n & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix}, \dots, D_n = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & b_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & b_n \end{vmatrix}.$$

1. 方程组 13.5 只有零解 $\iff D \neq 0$, 有非零解 (无穷多解) $\iff D = 0$, 即 $r(A) < n$;
2. 方程组 13.6 有唯一解 $\iff D \neq 0$, 此时 $x_i = \frac{D_i}{D}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 当 $D = 0$ 时, 方程组 13.6 要么无解, 要么有无穷多解.

证明

我们不区分齐次与非齐次方程组进行证明, 实际上齐次的结论只是下面证明的特例. 事实上, 对于任意线性方程组 $AX = b$, 其中 b 可以是零向量, 若 $D = |A| \neq 0$, 则 A 可逆, 因此方程组有解

$$X = A^{-1}b = \frac{1}{|A|}A^*b = \frac{1}{D}A^*b,$$

即

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \frac{1}{D} \begin{pmatrix} A_{11} & A_{21} & \cdots & A_{n1} \\ A_{12} & A_{22} & \cdots & A_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{1n} & A_{2n} & \cdots & A_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix},$$

于是 $x_i = \frac{1}{D}(b_1A_{1i} + b_2A_{2i} + \cdots + b_nA_{ni}) = \frac{D_i}{D}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) (根据定义 13.3).

事实上此时解唯一, 因为可逆矩阵 A 应当是可逆线性映射 σ 关于某组基的表示矩阵. 对于可逆映射而言, 首先必须是单射, 因此 $\sigma(a) = b$ 只能有唯一解, 因此 $AX = b$ 只能有唯一解.

反之, 若方程组 $AX = b$ 只有唯一解, 说明方阵 A 对应的线性映射 σ 是单射, 并且因为 A 是方阵, 因此 σ 出发空间与到达空间维数相同, 由定理 6.2 可知 σ 是双射, 因此 A 可逆, 从而 $|A| \neq 0$. 综上可以证明方程组 $AX = b$ 有唯一解 $\iff D = |A| \neq 0$.

剩下的无解、无穷解的结论就很显然了. 若 $AX = b$ 无解或有无穷解, 反证法, 若 $D \neq 0$, 则 A 可逆, 从而 $AX = b$ 有唯一解, 矛盾, 故 $D = 0$. 反之, 若 $D = 0$, 则 A 不可逆, 反证法, 若 $AX = b$ 有唯一解, A 可逆, 矛盾, 故 $AX = b$ 无解或有无穷解 (完全就是前面 $AX = b$ 有唯一解 $\iff D = |A| \neq 0$ 的推论). \square

我们可以用 Cramer 法则求解线性方程组, 但要注意只有方程个数与未知数个数相等时才能使用, 并且需要系数行列式不为 0.

例 13.11

$$\text{求解方程组} \begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 1 \\ a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 = 0 \\ a_1^2x_1 + a_2^2x_2 + a_3^2x_3 = 0 \end{cases}, \text{ 其中 } a_1, a_2, a_3 \text{ 两两不等.}$$

解

a_1, a_2, a_3 两两不等时, 我们有

$$D = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ a_1 & a_2 & a_3 \\ a_1^2 & a_2^2 & a_3^2 \end{vmatrix} = (a_2 - a_1)(a_3 - a_1)(a_3 - a_2) \neq 0,$$

根据 Cramer 法则, 方程组有唯一解, 且

$$D_1 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & a_2 & a_3 \\ 0 & a_2^2 & a_3^2 \end{vmatrix} = (a_3 - a_2)a_2a_3,$$

$$D_2 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ a_1 & 0 & a_3 \\ a_1^2 & 0 & a_3^2 \end{vmatrix} = (a_1 - a_3)a_1a_3,$$

$$D_3 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ a_1 & a_2 & 0 \\ a_1^2 & a_2^2 & 0 \end{vmatrix} = (a_2 - a_1)a_1a_2,$$

因此

$$\begin{aligned} x_1 &= \frac{D_1}{D} = \frac{a_2a_3}{(a_2 - a_1)(a_3 - a_1)}, \\ x_2 &= \frac{D_2}{D} = \frac{a_1a_3}{(a_1 - a_2)(a_3 - a_2)}, \\ x_3 &= \frac{D_3}{D} = \frac{a_1a_2}{(a_1 - a_3)(a_2 - a_3)}. \end{aligned}$$

事实上, Cramer 法则在定理内容中已经给我们提供了关于线性方程组解的理论和重要结论——它实现了我们第一讲中提到的方程组解的情况的更一般化的讨论, 即不需要化为简化阶梯矩阵就可以利用更为一般化的结论判断方程组解的情况, 我们将在朝花夕拾中进行更完整的讨论.

13.5 行列式的秩

13.5.1 行列式的秩

首先我们需要给出矩阵的子式、主子式的定义，然后给出相关的顺序主子式的定义.

定义 13.5

矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 的任意 k 行 ($i_1 < i_2 < \cdots < i_k$ 行) 和任意 k 列 ($j_1 < j_2 < \cdots < j_k$ 列) 的交点上的 k^2 个元素排成的行列式

$$\begin{vmatrix} a_{i_1 j_1} & a_{i_1 j_2} & \cdots & a_{i_1 j_k} \\ a_{i_2 j_1} & a_{i_2 j_2} & \cdots & a_{i_2 j_k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i_k j_1} & a_{i_k j_2} & \cdots & a_{i_k j_k} \end{vmatrix}$$

称为矩阵 A 的一个 k 阶子式，若子式等于 0 则称 k 阶零子式，否则称非零子式.

当 A 为方阵且 $i_t = j_t$ ($t = 1, 2, \dots, k$) (即选取相同行列) 时，称为 A 的 k 阶**主子式**. 若 $i_t = j_t = t$ ($t = 1, 2, \dots, k$)，称为 A 的 k 阶**顺序主子式** (取前 k 行 k 列的左上角主子式).

例 13.12

写出矩阵 $\begin{pmatrix} 1 & 5 & -2 \\ 2 & 3 & 4 \\ -1 & -3 & 0 \end{pmatrix}$ 的所有一阶、二阶子式、主子式和顺序主子式.

解

1. 一阶子式：根据子式定义，任意 1 行 1 列交点组成的 1 个元素就是一阶子式，即所有的元素本身都是一阶子式；
2. 二阶子式：根据子式定义，任意 2 行 2 列交点组成的 4 个元素排成的行列式就是二阶子式，即

$$\begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 2 & 3 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 1 & -2 \\ 2 & 4 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 5 & -2 \\ 3 & 4 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 1 & 5 \\ -1 & -3 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 1 & -2 \\ -1 & 0 \end{vmatrix},$$

$$\begin{vmatrix} 5 & -2 \\ -3 & 0 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 2 & 3 \\ -1 & -3 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 2 & 4 \\ -1 & 0 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 3 & 4 \\ -3 & 0 \end{vmatrix};$$

3. 主子式: 根据主子式定义, 要求取的行列号相同, 故一阶主子式就是 1 行 1 列、2 行 2 列、3 行 3 列的元素, 二阶主子式就是选取 1、2/1、3/2、3 行与列构成的子式, 即

$$\begin{vmatrix} 1 & 5 \\ 2 & 3 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 1 & -2 \\ -1 & 0 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 3 & 4 \\ -3 & 0 \end{vmatrix};$$

三阶主子式就是矩阵本身对应的行列式, 不再赘述.

4. 顺序主子式根据定义, 一阶就是第一行第一列的元素, 二阶就是前两行前两列元素构成的子式, 三阶就是本身的行列式.

接下来我们给出行列式的秩的定义.

定义 13.6

矩阵 A 的非零子式的最高阶数 r 称为 A 的行列式秩.

即矩阵 A 的行列式秩为 r 的含义为 A 至少有一个 r 阶子式不为 0, 但所有 $r+1$ 阶子式均为 0. 事实上, 我们可以通过如下定理统一矩阵的秩和行列式秩:

定理 13.3

矩阵 A 的秩 $r(A) = r \iff A$ 的行列式的秩为 r .

我们可以得到上一个专题中矩阵的秩的等价定义. 这一定理的证明见教材 183 页, 事实上是很简单的. 我们可以这么理解, 最高非零子式的阶数实际上就是矩阵行、列向量极大线性无关组的长度 (更多行、列向量就会使得子式等于 0, 此时必不满秩), 那么这一定理就很显然了.

定义 13.7

矩阵 A 的非零子式的最高阶数 r 称为矩阵 A 的秩, 记为 $r(A)$.

需要注意的是, 前面定义的子式、行列式秩等都是对矩阵定义的, 原因是行列式虽名为“式”但实际上只是一个数, 只有矩阵有形可以定义上述概念.

例 13.13

利用定义求矩阵 $\begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \\ 2 & 3 & 0 & 4 \end{pmatrix}$ 的行列式秩.

解

记该矩阵为 A , 由于 A 为 3 行 4 列矩阵, 因此 $r(A) \leq 3$. 又我们可以发现其三阶子式

$$\begin{vmatrix} 1 & -1 & 3 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 4 \end{vmatrix} = -4 \neq 0,$$

故 $r(A) \geq 3$, 因此 $r(A) = 3$.

13.5.2 关于秩的总结

本学期我们一共学习了四个秩的概念: 向量组的秩, 线性映射的秩, 矩阵的秩和行列式的秩. 事实上, 我们在很多地方都讨论了它们的统一性:

1. 在矩阵的秩的定义以及三秩的统一中体现了向量组的秩 (行秩、列秩的定义基于向量组的秩) 和线性映射的秩 (矩阵的秩的定义基于线性映射的秩) 与矩阵的秩的统一;
2. 在定理 13.3 中统一了矩阵的秩和行列式的秩.

虽然线性映射的秩、矩阵的秩、行列式的秩的定义各不相同, 但本质都在于向量组的秩 (回顾线性映射的秩的定义, 矩阵行秩、列秩的定义, 乃至定理 13.3 的证明). 这给我们的启示是上述提到的概念都可以互相转化考虑. 例如考虑可逆时, 我们可以考虑行、列向量是否线性无关/矩阵对应的线性映射是否可逆/行列式是否为 0 等. 虽然说起来很简单, 但是实际做题的时候很多同学还是容易思维局限, 因此我们需要将这些概念的统一性放在重要的位置.

例 13.14

求多项式 $f(x) = \begin{vmatrix} 1 & a_1 & a_2 & a_3 \\ 1 & a_1 + x & a_2 & a_3 \\ 1 & a_1 & a_2 + x + 1 & a_3 \\ 1 & a_1 & a_2 & a_3 + x + 2 \end{vmatrix}$ 的所有零点.

解

事实上, 本题可以直接首先展开求出四阶行列式的值然后解方程 $f(x) = 0$ 即可, 但我们这里使用更为本质的方法. $f(x) = 0$ 实际上就是行列式等于零, 即此时 x 使得行列式中两列 (或两行) 线性相关了. 事实上, 我们很容易发现 $x = 0$ 时, 第一列与第二列成比例, 故此时 $f(x) = 0$ 成立. 同理, $x = -1$ 和 $x = -2$ 也是 $f(x) = 0$ 的解.

事实上, 我们知道这一行列式展开后是一个次数最高为 3 的多项式, 因此 0, -1, -2 就是 $f(x)$ 的所有零点.

内容总结

在这一讲中我们引入了一个重要的工具——行列式. 我们不同于一般教材的逆序数定义 (我们将会在史海拾遗中从历史角度介绍这一定义), 首先给出了公理化的定义, 并且发现行列式事实上就是在描述 n 维空间中物体的体积. 接下来我们也介绍了递归式定义 (即按一行一列展开), 并讨论了行列式的一些性质和基本运算 (进阶问题我们将在下一讲讨论), 介绍了常用的范德蒙行列式. 接下来我们也介绍了伴随矩阵及其大量性质, 在性质的证明中希望读者体会这类证明的一般想法. 我们也介绍了 Cramer 法则, 它是最开始研究线性方程组理论的一个核心结果, 因此在讨论线性方程组一般理论的朝花夕拾一讲中我们还会再遇见它的身影. 最后我们讨论了行列式的秩, 这也是我们最后一个“秩”的定义, 我们讨论了向量组、线性映射、矩阵、行列式的秩的统一性, 这也是我们这一学期学习的秩的概念的一个总结, 也希望读者能在练习中更深刻体会它们的关联.

事实上, 我们很难说服读者行列式以什么样的方式引入是最为合适的, 或许在史海拾遗的历史讲述中我们可能才能窥见行列式诞生的奥秘, 那是最为自然的描述, 但需要过多的准备以至于可能令人厌烦. 但至少公理化定义是非常简单的, 并且有一定的几何背景, 由此也直接可以得出行列式大量的优良性质, 例如矩阵可逆等价于行列式等于零——这一性质在将来关于线性方程组、特征多项式等的讨论中是核心的.

习题

新的数学方法和概念, 常常比解决数学问题本身更重要。

——华罗庚

A 组

1. 递归式定义推导公理化定义.
2. 设 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为三维列向量, 令 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$, 且 $|A| = 2$, 求 $|\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3, \alpha_1 + 3\alpha_2 + 9\alpha_3, \alpha_1 + 4\alpha_2 + 16\alpha_3|$.

3. 求证以下命题:

(1) 奇数阶反对称矩阵不可逆;

(2) 若 A 是 n 阶可逆对称矩阵, B 是 n 阶反对称矩阵, 则当 n 为奇数时, 齐次线性方程组 $(AB)X = O$ 有非零解.

4. 设 A, B 分别为 m, n 阶可逆矩阵, 且 $|A| = a, |B| = b$, 求 $\begin{pmatrix} A & O \\ O & B \end{pmatrix}^*$ 和 $\begin{pmatrix} O & A \\ B & O \end{pmatrix}^*$.

5. 证明:

(1) 若 A 为幂等矩阵, 则 A^* 也为幂等矩阵; A 为幂零矩阵, 则 A^* 也为幂零矩阵;

(2) 若 A 为对称矩阵, 则 A^* 也为对称矩阵; A 为反对称矩阵, 则 A^* 为偶数阶时也为反对称矩阵, 奇数阶时为对称矩阵.

6. 证明: 上(下)三角矩阵的伴随矩阵是上(下)三角矩阵(对角矩阵为特例).

7. 设 A 为 n 阶方阵, 证明: 若 $|A| = 0$, 则 A 中任意两行(列)对应元素的代数余子式成比例.

8. 设向量 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 线性无关, 讨论向量 $\alpha_1 - \alpha_2 - 2\alpha_3, 2\alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_3, 3\alpha_1 + \alpha_2 + 2\alpha_3$ 的线性相关性.

9. 设 $W = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$ 是 \mathbf{R}^4 的一个子空间, 其中 $\alpha_1 = (1, 2, 1, -1)^T, \alpha_2 = (1, 4, -1, -1)^T$, 试将 α_1, α_2 扩充为 \mathbf{R}^4 的基.

B 组

1. 设 $D = \begin{vmatrix} 3 & 0 & 4 & 1 \\ 2 & 3 & 1 & 4 \\ 0 & -7 & 8 & 3 \\ 5 & 3 & -2 & 2 \end{vmatrix}$, 求

(1) $A_{21} + A_{22} + A_{23} + A_{24}$;

(2) $A_{31} + A_{33}$;

(3) $M_{41} + M_{42} + M_{43} + M_{44}$.

2. 求参数 a, b 的值, 使得 $\begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ x & y & z \\ u & v & w \end{vmatrix} = 1, \begin{vmatrix} 1 & 2 & -5 \\ x & y & z \\ u & v & w \end{vmatrix} = 2, \begin{vmatrix} 2 & 3 & b \\ x & y & z \\ u & v & w \end{vmatrix} = a$ 都成立, 并求

$$\begin{vmatrix} x & y & z \\ 1 & -1 & 5 \\ u & v & w \end{vmatrix}.$$

3. 设 A, B 为三阶矩阵, 且 $|A| = 3, |B| = 2$, 且 $|A^{-1} + B| = 2$, 求 $|A + B^{-1}|$.
4. 设 A 为 n 阶正交矩阵, 即 $AA^T = A^T A = E$, 且 $|A| < 0$, 证明: $|E + A| = 0$.
5. 已知齐次线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = 0 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = 0 \\ \vdots \\ a_{n-1,1}x_1 + a_{n-1,2}x_2 + \cdots + a_{n-1,n}x_n = 0 \end{cases}$$

设 M_j ($j = 1, 2, \dots, n$) 表示 $A = (a_{ij})_{n-1 \times n}$ 划掉第 j 列所得的 $n-1$ 阶子式, 证明:

- (1) $(M_1, -M_2, \dots, (-1)^{n-1}M_n)$ 是方程组的一个解;
- (2) 若 $r(A) = n-1$, 则方程组的解全是 $(M_1, -M_2, \dots, (-1)^{n-1}M_n)$ 的倍数.
6. 设 A, B 均为 n 阶矩阵, 且 $|A| = 2, |B| = 1$, 求 $|2A^*B^* - A^{-1}B^{-1}|$.
7. 若 n 阶非零矩阵 A 满足 $A^T = A^*$, 证明:
- (1) $|A| > 0$;
- (2) $|A| = 1$ (补充: 若 A 第一行元素相等, 求第一行元素的值);
- (3) A 为正交矩阵, 即 $AA^T = A^T A$;
- (4) $n > 2$ 且为奇数时, $|E - A| = 0$.
8. 已知 A 是一个秩为 $n-1$ 的 n ($n \geq 2$) 阶方阵, 且已知某个元素 a_{ij} 的代数余子式 $A_{ij} \neq 0$, 求方程组 $AX = 0$ 的基础解系.
9. 设 $D = |a_{ij}|_{n \times n}$, A_{ij} 是 a_{ij} 的代数余子式. 求证:

$$\begin{vmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1,n-1} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2,n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{n-1,1} & A_{n-1,2} & \cdots & A_{n-1,n-1} \end{vmatrix} = a_{nn}D^{n-2}.$$

10. 设 a_1, a_2, \dots, a_n 为互不相等的实数, b_1, b_2, \dots, b_n 为任意给定的实数. 证明: 存在唯一的 $n-1$ 次多项式, 满足 $f(a_i) = b_i, i = 1, 2, \dots, n$.
11. 证明: n 维向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 线性无关的充要条件是

$$\begin{vmatrix} \alpha_1^T \alpha_1 & \alpha_1^T \alpha_2 & \cdots & \alpha_1^T \alpha_n \\ \alpha_2^T \alpha_1 & \alpha_2^T \alpha_2 & \cdots & \alpha_2^T \alpha_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_n^T \alpha_1 & \alpha_n^T \alpha_2 & \cdots & \alpha_n^T \alpha_n \end{vmatrix} \neq 0.$$

12. 设 a_1, \dots, a_n 为 n 个 n 维向量, 证明: 向量组 a_1, \dots, a_n 线性无关的充要条件是任一个 n 维向量都可以由其线性表示 (不使用线性空间维数的方式完成).

13. 设 $s \times n$ ($s \leq n$) 矩阵为

$$\begin{pmatrix} 1 & a & a^2 & \cdots & a^{n-1} \\ 1 & a^2 & a^4 & \cdots & a^{2(n-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & a^s & a^{2s} & \cdots & a^{s(n-1)} \end{pmatrix}$$

且 $a^r \neq 1$ ($0 < r < n$), 求 A 的秩和它的列向量组的一个极大线性无关组.

14. 设 $A, B, C, D \in \mathbf{F}^{n \times n}$, 定义变换 $T: \mathbf{F}^{n \times n} \rightarrow \mathbf{F}^{n \times n}$ 为

$$T(X) = AXB + CX + XD$$

证明:

(1) T 为 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 上的线性变换;

(2) 当 $C = D = 0$ 时, T 可逆的充要条件是 $|AB| \neq 0$.

15. 设 A 为 n 阶矩阵, 且 $r(A) < n$, 又 $A_{11} \neq 0$, 证明: 存在常数 k , 使得 $(A^*)^2 = kA^*$.

16. 设 V 是一个 n 维实线性空间, 证明: 存在 V 中的一个由可列无穷多个向量组成的向量组 $\{\alpha_i \mid i \in \mathbf{Z}_+\}$, 使得其中任意 n 个向量组成的向量组都是 V 的一组基.

C 组

1. 设 A, B, C, D 均为 n 阶方阵, 且 $AC = CA$. 证明:

$$\begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = |AD - CB|.$$

2. 设 A 为 n 阶可逆矩阵, α, β 为 n 维列向量, 证明:

$$|A + \alpha\beta^T| = |A|(1 + \beta^T A^{-1}\alpha).$$

3. 设 A, B 均为 n 阶方阵, 证明:

$$\begin{vmatrix} A & B \\ B & A \end{vmatrix} = |A + B||A - B|.$$

4. 设 A, B, C, D 均为 n 阶方阵, 且 $r \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = n$, 证明:

$$\begin{vmatrix} |A| & |B| \\ |C| & |D| \end{vmatrix} = 0.$$

5. (对角占优) 设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 是一个 n 级矩阵, 证明:

(1) 若 A 为复矩阵, 且 $|a_{ii}| > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$, 那么 $|A| \neq 0$;

(2) 若 A 为实矩阵, 且 $a_{ii} > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$, 那么 $|A| > 0$;

(3) (推论) 存在充分大的实数 M , 使得 $t > M$ 时, $tE + A$ 可逆.

6. 求 $\begin{pmatrix} A & C \\ O & B \end{pmatrix}^*$, 并求当 A 可逆时的 $\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}^*$.

7. 下面三个小问探讨伴随矩阵的反问题, 即对任意给定的 n 阶方阵 B , 是否存在 n 阶方阵 A 使得 $A^* = B$.

(1) 证明: 若 $n = 2$, 则存在唯一的 2 阶方阵 A 使得 $A^* = B$;

(2) 证明: 若 $n > 2$, 则存在 n 阶方阵 A 使得 $A^* = B$ 的充要条件为 $r(B) \in \{0, 1, n\}$, 并且

i. $r(B) = n$ 时, $A = \sqrt[n-1]{|B|} B^{-1}$;

ii. $r(B) = 1$ 时, $A = Q^{-1} \begin{pmatrix} 0 & O \\ O & X_{n-1} \end{pmatrix} P^{-1}$, 且 $|X_{n-1}| = |PQ|$, $B = P \begin{pmatrix} 1 & O \\ O & O \end{pmatrix} Q$;

(3) 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 求矩阵 B 使得 $B^* = A$.

14.1 化三角形法

例 14.1

$$\text{计算行列式 } D_{n+1} = \begin{vmatrix} 1 & a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ 1 & a_1 + b_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ 1 & a_1 & a_2 + b_2 & \cdots & a_n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & a_1 & a_2 & \cdots & a_n + b_n \end{vmatrix}.$$

解析：观察行列式的特点，主对角线下方的元素与第 1 行元素对应相同，故用第 1 行的 -1 倍加到下面各行便可使主对角线下方的元素全部变为 0，即化为上三角形。

解

将该行列式第 1 行的 -1 倍分别加到第 $2, 3, \dots, n+1$ 行上去，可得

$$D_{n+1} = \begin{vmatrix} 1 & a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ & b_1 & & & \\ & & b_2 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & b_n \end{vmatrix} = \prod_{i=1}^n b_i$$

14.2 连加法

例 14.2

$$\text{计算行列式 } D_n = \begin{vmatrix} x_1 - m & x_2 & \cdots & x_n \\ x_1 & x_2 - m & \cdots & x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n - m \end{vmatrix}.$$

解

$$\begin{aligned} D_n &= \begin{vmatrix} \sum_{i=1}^n x_i - m & x_2 & \cdots & x_n \\ \sum_{i=1}^n x_i - m & x_2 - m & \cdots & x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_i - m & x_2 & \cdots & x_n - m \end{vmatrix} \\ &= \left(\sum_{i=1}^n x_i - m \right) \begin{vmatrix} 1 & x_2 & \cdots & x_n \\ 1 & x_2 - m & \cdots & x_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_2 & \cdots & x_n - m \end{vmatrix} \\ &= \left(\sum_{i=1}^n x_i - m \right) \begin{vmatrix} 1 & x_2 & \cdots & x_n \\ & -m & & \\ & & \ddots & \\ & & & -m \end{vmatrix} \\ &= (-m)^{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i - m \right) \end{aligned}$$

14.3 滚动消去法

当行列式每两行的值比较接近时, 可采用让邻行中的某一行减或者加上另一行的若干倍, 这种方法叫滚动消去法.

例 14.3

$$\text{计算行列式 } D_n = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 & n \\ 2 & 1 & 2 & \cdots & n-2 & n-1 \\ 3 & 2 & 1 & \cdots & n-3 & n-2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ n-1 & n-2 & n-3 & \cdots & 1 & 2 \\ n & n-1 & n-2 & \cdots & 2 & 1 \end{vmatrix}, \quad n \geq 2.$$

解

从最后一行开始每行减去上一行

$$\begin{aligned} D_n &= \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 & n \\ 1 & -1 & -1 & \cdots & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & \cdots & -1 & -1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & -1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 & n \\ 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & -2 \\ 2 & 2 & 0 & \cdots & 0 & -2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 2 & 2 & 2 & \cdots & 0 & -2 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & -1 \end{vmatrix} \\ &= \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 & n+1 \\ 2 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 2 & 2 & 2 & \cdots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{vmatrix} = 2^{n-2} \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 & n+1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{n+1} (n+1) 2^{n-2} \end{aligned}$$

14.4 降阶法

将高阶行列式化为低阶行列式再求解.

例 14.4

$$\text{解行列式 } D_n = \begin{vmatrix} x & -1 & & & \\ & x & \ddots & & \\ & & \ddots & -1 & \\ & & & x & -1 \\ a_0 & a_1 & \cdots & a_{n-2} & a_{n-1} \end{vmatrix}$$

解

按最后一行展开, 得

$$\begin{aligned} D_n &= \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{n+i+1} a_i \begin{vmatrix} A & O \\ O & B \end{vmatrix} = \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{n+i+1} a_i |A| |B| \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{n+i+1} a_i (x^i) ((-1)^{n-1-i}) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i x^i \end{aligned}$$

其中 $A \in \mathbf{M}_i(\mathbf{R})$, $B \in \mathbf{M}_{n-1-i}(\mathbf{R})$,

$$A = \begin{pmatrix} x & -1 & & & \\ & x & \ddots & & \\ & & \ddots & -1 & \\ & & & x & -1 \\ & & & & x \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} -1 & & & & \\ x & -1 & & & \\ & x & \ddots & & \\ & & \ddots & -1 & \\ & & & x & -1 \end{pmatrix}$$

例 14.5

$$\text{解行列式 } D_n = \begin{vmatrix} \lambda & a & a & a & \cdots & a \\ b & \gamma & \beta & \beta & \cdots & \beta \\ b & \beta & \gamma & \beta & \cdots & \beta \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b & \beta & \beta & \beta & \cdots & \gamma \end{vmatrix}$$

解

从第 n 行到第 3 行, 每行都减去上一行; 再从第 3 列到第 n 列, 每列都加到第 2 列, 得

$$\begin{aligned}
D_n &= \begin{vmatrix} \lambda & a & a & a & \cdots & a \\ b & \gamma & \beta & \beta & \cdots & \beta \\ 0 & \beta - \gamma & \gamma - \beta & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \beta - \gamma & \gamma - \beta & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \gamma - \beta \end{vmatrix} \\
&= \begin{vmatrix} \lambda & (n-1)a & a & a & \cdots & a \\ b & \gamma + (n-2)\beta & \beta & \beta & \cdots & \beta \\ 0 & 0 & \gamma - \beta & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \beta - \gamma & \gamma - \beta & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & \gamma - \beta \end{vmatrix} \\
&= \begin{vmatrix} \lambda & (n-1)a \\ b & \gamma + (n-2)\beta \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} \gamma - \beta & 0 & \cdots & 0 \\ \beta - \gamma & \gamma - \beta & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \gamma - \beta \end{vmatrix} \\
&= (\lambda\gamma + \lambda(n-2)\beta - (n-1)ab)(\gamma - \beta)^{n-2}
\end{aligned}$$

14.5 升阶法

升阶法就是把 n 阶行列式增加一行一列变成 $n+1$ 阶行列式, 再通过性质化简算出结果, 这种计算行列式的方法叫做升阶法或加边法. 升阶法的最大特点就是要找每行或每列相同的因子, 那么升阶之后, 就可以利用行列式的性质把绝大多数元素化为 0, 这样就达到简化计算的效果.

例 14.6

$$\text{解行列式 } D = \begin{vmatrix} 0 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & \cdots & 1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{vmatrix}.$$

解

使行列式 D 变成 $n+1$ 阶行列式, 即

$$D = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 1 & 1 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{vmatrix}$$

再将第一行的 -1 倍加到其他各行, 得:

$$D = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ -1 & -1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ -1 & & & -1 \end{vmatrix}$$

从第二列开始, 每列乘以 -1 加到第一列, 得:

$$\begin{aligned} D &= \begin{vmatrix} -(n-1) & 1 & \cdots & 1 \\ & -1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & -1 \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{n+1}(n-1) \end{aligned}$$

14.6 数归/递推法

例 14.7

$$\text{计算行列式 } D_n = \begin{vmatrix} \cos \beta & 1 & & & \\ 1 & 2 \cos \beta & \ddots & & \\ & 1 & \ddots & 1 & \\ & & \ddots & 2 \cos \beta & 1 \\ & & & 1 & 2 \cos \beta \end{vmatrix}.$$

解

$$D_1 = \cos \beta$$

$$D_2 = \begin{vmatrix} \cos \beta & 1 \\ 1 & 2 \cos \beta \end{vmatrix} = 2 \cos^2 \beta - 1 = \cos 2\beta$$

猜想 $D_n = \cos n\beta$. 数学归纳证明:

假设当 $n = k$ 时, 结论成立, 即 $D_k = \cos k\beta$. 现证当 $n = k + 1$ 时, 结论也成立.
 $n = k + 1$ 时,

$$D_{k+1} = \begin{vmatrix} \cos \beta & 1 & & & \\ 1 & 2 \cos \beta & \ddots & & \\ & 1 & \ddots & 1 & \\ & & \ddots & 2 \cos \beta & 1 \\ & & & 1 & 2 \cos \beta \end{vmatrix}$$

将 D_{k+1} 按最后一行展开, 得

$$\begin{aligned} D_{k+1} &= (-1)^{k+1+k+1} \cdot 2 \cos \beta \begin{vmatrix} \cos \beta & 1 & & & \\ 1 & 2 \cos \beta & \ddots & & \\ & 1 & \ddots & 1 & \\ & & \ddots & 2 \cos \beta & 1 \\ & & & 1 & 2 \cos \beta \end{vmatrix} \\ &\quad + (-1)^{k+1+k} \begin{vmatrix} \cos \beta & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 2 \cos \beta & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 2 \cos \beta & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{vmatrix} \\ &= 2 \cos \beta D_k - D_{k-1} \end{aligned}$$

而 $D_k = \cos k\beta$, $D_{k-1} = \cos(k-1)\beta = \cos(k\beta - \beta) = \cos k\beta \cos \beta + \sin k\beta \sin \beta$.

所以有

$$\begin{aligned}
 D_{k+1} &= 2 \cos \beta D_k - D_{k-1} \\
 &= 2 \cos \beta \cos k\beta - \cos k\beta \cos \beta - \sin k\beta \sin \beta \\
 &= \cos k\beta \cos \beta - \sin k\beta \sin \beta \\
 &= \cos(k+1)\beta
 \end{aligned}$$

则证得 $D_n = \cos n\beta$, $n \in \mathbf{N}$.

下面介绍常系数线性递推数列, 为了方便, 只介绍二阶情况. 如果 D_n 满足关系式

$$aD_n + bD_{n-1} + cD_{n-2} = 0$$

解特征方程

$$ar^2 + br + c = 0$$

会有三种根的情况.

1. $\Delta > 0$, 有两个不等的实根 r_1, r_2 , 则有

$$D_n = C_1 r_1^n + C_2 r_2^n$$

2. $\Delta = 0$, 有重实根 r , 则有

$$D_n = (C_1 + nC_2)r^n$$

3. $\Delta < 0$, 有共轭复根 $r = \cos \beta \pm i \sin \beta$, 则有

$$D_n = C_1 \cos n\beta + C_2 \sin n\beta$$

以上式子中的 C_1, C_2 均为任意常数, 可以令 $n = 1, 2$ 获得.

所以其实例 14.7 也可以使用递推式求得答案 (留作习题证明略). 不过一般遇到的还是特征根为实数的情况比较多, 给出一道练习例题:

例 14.8

$$\text{计算行列式 } D_n = \begin{vmatrix} 9 & 5 & & & \\ 4 & 9 & \ddots & & \\ & 4 & \ddots & 5 & \\ & & \ddots & 9 & 5 \\ & & & 4 & 9 \end{vmatrix}.$$

解

按第一列展开, 得

$$D_n = 9D_{n-1} - 20D_{n-2}$$

即 $D_n - 9D_{n-1} + 20D_{n-2} = 0$.

作特征方程

$$x^2 - 9x + 20 = 0$$

解得 $x_1 = 4$, $x_2 = 5$. 则

$$D_n = A \cdot 4^n + B \cdot 5^n$$

当 $n = 1$ 时, $9 = 4A + 5B$;

当 $n = 2$ 时, $61 = 16A + 25B$.

解得 $A = -4$, $B = 5$, 所以

$$D_n = 5^{n+1} - 4^{n+1}$$

14.7 硬拆法

例 14.9

$$\text{计算行列式 } D_n = \begin{vmatrix} 1-a_1 & a_2 & & & \\ -1 & 1-a_2 & \ddots & & \\ & -1 & \ddots & a_{n-1} & \\ & & \ddots & 1-a_{n-1} & a_n \\ & & & -1 & 1-a_n \end{vmatrix}.$$

解

把第一列的元素看成两项的和进行拆列, 得

$$\begin{aligned}
 D_n &= \begin{vmatrix} 1-a_1 & a_2 & & & \\ -1 & 1-a_2 & \ddots & & \\ 0+0 & -1 & \ddots & a_{n-1} & \\ 0+0 & & \ddots & 1-a_{n-1} & a_n \\ 0+0 & & & -1 & 1-a_n \end{vmatrix} \\
 &= \begin{vmatrix} 1 & a_2 & & & \\ -1 & 1-a_2 & \ddots & & \\ & -1 & \ddots & a_{n-1} & \\ & & \ddots & 1-a_{n-1} & a_n \\ & & & -1 & 1-a_n \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} -a_1 & a_2 & & & \\ & 1-a_2 & \ddots & & \\ & -1 & \ddots & a_{n-1} & \\ & & \ddots & 1-a_{n-1} & a_n \\ & & & -1 & 1-a_n \end{vmatrix}
 \end{aligned}$$

上面第一个行列式的值为 1 (从第 1 行开始, 每一行依次加到下一行), 所以

$$\begin{aligned}
 D_n &= 1 - a_1 \begin{vmatrix} 1-a_2 & a_3 & & & \\ -1 & 1-a_3 & \ddots & & \\ & -1 & \ddots & a_{n-1} & \\ & & \ddots & 1-a_{n-1} & a_n \\ & & & -1 & 1-a_n \end{vmatrix} \\
 &= 1 - a_1 D_{n-1}.
 \end{aligned}$$

这个式子对任何 $n \geq 2$ 都成立, 因此有

$$\begin{aligned}
 D_n &= 1 - a_1 D_{n-1} \\
 &= 1 - a_1(1 - a_2 D_{n-2}) \\
 &= \cdots \\
 &= 1 - a_1 + a_1 a_2 + \cdots + (-1)^n a_1 a_2 \cdots a_n \\
 &= 1 + \sum_{i=1}^n (-1)^i \prod_{j=1}^i a_j
 \end{aligned}$$

14.8 箭形行列式

例 14.10

计算行列式 $\begin{vmatrix} a_1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & a_2 & & & \\ 1 & & a_3 & & \\ \vdots & & & \ddots & \\ 1 & & & & a_n \end{vmatrix}$, 其中 $a_i \neq 0 \ (i = 1, 2, \dots, n)$.

解

$$\text{原式} = \begin{vmatrix} a_1 - \sum_{i=2}^n \frac{1}{a_i} & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 0 & a_2 & & & \\ 0 & & a_3 & & \\ \vdots & & & \ddots & \\ 0 & & & & a_n \end{vmatrix} = \left(\sum_{i=2}^n \frac{1}{a_i} \right) \left(\prod_{j=2}^n a_j \right)$$

14.9 Vandermonde 行列式

例 14.11

求行列式 $D_n = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_n^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{n-2} & x_2^{n-2} & \cdots & x_n^{n-2} \\ x_1^n & x_2^n & \cdots & x_n^n \end{vmatrix}$.

解

考虑构造一个 $n+1$ 阶的 Vandermonde 行列式.

$$f(x) = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n & x \\ x_1^2 & x_2^2 & \cdots & x_n^2 & x^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_1^{n-2} & x_2^{n-2} & \cdots & x_n^{n-2} & x^{n-2} \\ x_1^{n-1} & x_2^{n-1} & \cdots & x_n^{n-1} & x^{n-1} \\ x_1^n & x_2^n & \cdots & x_n^n & x^n \end{vmatrix}$$

将 $f(x)$ 按第 $n+1$ 列展开, 得

$$f(x) = A_{1,n+1} + A_{2,n+1}x + \cdots + A_{n,n+1}x^{n-1} + A_{n+1,n+1}x^n$$

其中 x^{n-1} 的系数为

$$A_{n,n+1} = (-1)^{n+(n+1)}D_n = -D_n$$

又根据 Vandermonde 行列式的结果知

$$f(x) = (x - x_1)(x - x_2) \cdots (x - x_n) \prod_{1 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j)$$

由上式可求得 x^{n-1} 的系数为

$$-(x_1 + x_2 + \cdots + x_n) \prod_{1 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j)$$

故有

$$D_n = (x_1 + x_2 + \cdots + x_n) \prod_{1 \leq j < i \leq n} (x_i - x_j)$$

14.10 * 利用 $|E_m - AB| = |E_n - BA|$

例 14.12

$$\text{求行列式} \begin{vmatrix} 0 & 2a_1 & 3a_1 & \cdots & na_1 \\ a_2 & a_2 & 3a_2 & \cdots & na_2 \\ a_3 & 2a_3 & 2a_3 & \cdots & na_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_n & 2a_n & 3a_n & \cdots & (n-1)a_n \end{vmatrix}.$$

解

$$\text{原式} = \prod_{i=1}^n a_i \begin{vmatrix} 0 & 2 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 1 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 2 & 2 & \cdots & n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 \end{vmatrix}$$

注意到

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} 0 & 2 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 1 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 2 & 2 & \cdots & n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 2 & 3 & \cdots & n-1 \end{vmatrix} &= \left| (-1) \left(E_n - \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 2 & 3 & \cdots & n \\ 1 & 2 & 3 & \cdots & n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 2 & 3 & \cdots & n \end{pmatrix} \right) \right| \\ &= (-1)^n \left| E_n - \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n \end{pmatrix} \right| \end{aligned}$$

而

$$\left| E_n - \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n \end{pmatrix} \right| = 1 - \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & \cdots & n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix} = -\frac{n^2 + n - 2}{2}$$

$$\text{所以原式} = (-1)^{n+1} \frac{n^2 + n - 2}{2} \prod_{i=1}^n a_i.$$

14.11 Laplace 定理

我们在定义 13.3 中讲述了行列式一行 (一列) 展开的方式, 这里我们讲解一个更加一般的展开方式: 即按照 k 行 (k 列) 展开.

为了描述这一定理, 我们需要首先将单个元素的余子式和代数余子式的概念推广到子式的余子式和代数余子式. 为此, 我们先给出一个定义:

定义 14.1

n 阶行列式 $|A|$ 中任意取定 k 行、 k 列 ($1 \leq k < n$), 记为 i_1, \dots, i_k 行, j_1, \dots, j_k 列, 位于这些行和列的交叉处的 k^2 个元素所构成的 k 阶子式称为 $|A|$ 的一个 k 阶子式, 这一 k 阶子式记为 $A \begin{pmatrix} i_1 & \cdots & i_k \\ j_1 & \cdots & j_k \end{pmatrix}$.

划去子式所在的取定的 k 行、 k 列, 剩下的元素所构成的 $n-k$ 阶行列式称为这个 k 阶子式的余子式, 记为

$$A \begin{pmatrix} i'_1 & \cdots & i'_{n-k} \\ j'_1 & \cdots & j'_{n-k} \end{pmatrix},$$

其中 $\{i'_1, \dots, i'_{n-k}\} = \{1, \dots, n\} \setminus \{i_1, \dots, i_k\}$, $\{j'_1, \dots, j'_{n-k}\} = \{1, \dots, n\} \setminus \{j_1, \dots, j_k\}$, 且 $i'_1 < \dots < i'_{n-k}$, $j'_1 < \dots < j'_{n-k}$. 它前面乘以 $(-1)^{(i_1 + \dots + i_k) + (j_1 + \dots + j_k)}$ 所得的数称为这个 k 阶子式的代数余子式.

事实上上面关于子式的定义与上一讲给出的完全一致, 只是多了一个记号, 而子式的余子式实际上也只是单个元素余子式到多行多列的自然扩展. 举个简单的例子, 对于 3 阶

$$\text{行列式 } |A| = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix}, \text{ 取定第 1, 3 行, 第 1, 2 列, 那么这个 2 阶子式为 } A \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix}, \text{ 它的余子式为 } A \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \end{pmatrix} = |a_{23}|, \text{ 代数余子式为 } (-1)^{(1+3)+(1+2)} a_{23} = -a_{23}.$$

定理 14.1

在 n 阶行列式 $|A|$ 中, 取定 k 行: 第 i_1, i_2, \dots, i_k 行 ($1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n$, 且 $1 \leq k < n$), 则这 k 行元素形成的所有 k 阶子式与它们自己的代数余子式的乘积之和

等于 $|A|$, 即

$$|A| = \sum_{1 \leq j_1 < j_2 < \cdots < j_k \leq n} A \begin{pmatrix} i_1 & \cdots & i_k \\ j_1 & \cdots & j_k \end{pmatrix} \cdot (-1)^{(i_1 + \cdots + i_k) + (j_1 + \cdots + j_k)} A \begin{pmatrix} i'_1 & \cdots & i'_{n-k} \\ j'_1 & \cdots & j'_{n-k} \end{pmatrix}. \quad (14.1)$$

若取定 k 列: 第 j_1, j_2, \dots, j_k 列 ($1 \leq j_1 < j_2 < \cdots < j_k \leq n$, 且 $1 \leq k < n$), 则这 k 列元素形成的所有 k 阶子式与它们自己的代数余子式的乘积之和等于 $|A|$.

下面的证明需要利用一些行列式逆序数定义的知识, 感兴趣的读者可以参考史海拾遗一讲的描述, 当然也可以略过这里的证明.

证明

我们只证明前半按行展开的情况, 后半按列展开的情况可以类似证明. 事实上, $|A|$ 是 $n!$ 项的代数和 (事实上直接用按一行 (一列) 展开的定义结合数学归纳法很容易得到), 而式 14.1 右边求和符号包含 C_n^k 项, 然后 k 阶子式展开有 $k!$ 项, $n-k$ 阶代数余子式有 $(n-k)!$ 项, 所以 $C_n^k \cdot k! \cdot (n-k)! = n!$, 所以式 14.1 等号左右项数相同.

事实上, 我们不难发现式 14.1 等号右端 $n!$ 项是互不相同的 (不是计算结果一定互不相同, 是参与计算的行列式元素不同), 又式 14.1 等号左右项数相同, 故我们只需证明等号右侧每一项都是 $|A|$ 展开中的一项即可.

在式 14.1 右侧任取一项:

$$(-1)^{\tau(\mu_1 \cdots \mu_k)} a_{i_1 \mu_1} \cdots a_{i_k \mu_k} (-1)^{(i_1 + \cdots + i_k) + (j_1 + \cdots + j_k)} (-1)^{\tau(\nu_1 \cdots \nu_{n-k})} a_{i'_1 \nu_1} \cdots a_{i'_{n-k} \nu'_{n-k}},$$

其中 μ_1, \dots, μ_k 为 j_1, \dots, j_k 的一个排列, ν_1, \dots, ν_{n-k} 为 j'_1, \dots, j'_{n-k} 的一个排列, τ 代表置换的符号 (在朝花夕拾一讲中有介绍).

而在式 14.1 左侧有如下一项:

$$(-1)^{\tau(i_1 \cdots i_k i'_1 \cdots i'_{n-k}) + \tau(\mu_1 \cdots \mu_k \nu_1 \cdots \nu_{n-k})} a_{i_1 \mu_1} \cdots a_{i_k \mu_k} a_{i'_1 \nu_1} \cdots a_{i'_{n-k} \nu'_{n-k}},$$

并且我们有

$$\begin{aligned} & (-1)^{\tau(i_1 \cdots i_k i'_1 \cdots i'_{n-k}) + \tau(\mu_1 \cdots \mu_k \nu_1 \cdots \nu_{n-k})} \\ &= (-1)^{\sum_{r=1}^k i_r - \frac{k(1+k)}{2}} (-1)^{\tau(\mu_1 \cdots \mu_k) + \tau(\nu_1 \cdots \nu_{n-k}) + \sum_{r=1}^k j_r + \frac{k(1+k)}{2}} \\ &= (-1)^{\tau(\mu_1 \cdots \mu_k) + \tau(\nu_1 \cdots \nu_{n-k})} (-1)^{(i_1 + \cdots + i_k) + (j_1 + \cdots + j_k)}. \end{aligned}$$

因此式 14.1 右侧任意一项都可以在左侧找到对应, 证毕. \square

我们用一个简单的例子来应用这一定理:

例 14.13

设 A 为 n 阶方阵, B 为 m 阶方阵, C 为 $m \times n$ 矩阵, 证明:

$$\begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix} = |A| \cdot |B|.$$

证明

将 $\begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix}$ 按前 n 行展开, 得到的所有可能 n 阶子式只有 A 不为 0 (其它子式都有全零列), 且其代数余子式为

$$(-1)^{(1+2+\cdots+k)+(1+2+\cdots+k)}|B| = |B|,$$

由 Laplace 定理, 原式 $= |A| \cdot |B|$. □

因此这里给出了比教材 179 页例 4 更为简洁的证明方法, 当前前提在于利用了一个证明起来更为复杂的定理.

内容总结

希望以上的技巧不需要在考试中用到.

习题

我总是尽我的精力和才能来摆脱那种繁重而单调的计算.

——约翰·纳皮尔

A 组

$$1. D_n = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & \cdots & n-1 & n \\ x & 1 & 2 & 3 & \cdots & n-2 & n-1 \\ x & x & 1 & 2 & \cdots & n-3 & n-2 \\ x & x & x & 1 & \cdots & n-4 & n-3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x & x & x & x & \cdots & 1 & 2 \\ x & x & x & x & \cdots & x & 1 \end{vmatrix} \quad (\text{提示: 考虑滚动消去法}).$$

$$2. D_n = \begin{vmatrix} a_1 & b_1 & & & \\ & a_2 & b_2 & & \\ & & a_3 & \ddots & \\ & & & \ddots & b_{n-1} \\ b_n & & & & a_n \end{vmatrix}.$$

$$3. D_n = \begin{vmatrix} a+b & ab & & & \\ & 1 & a+b & \ddots & \\ & & 1 & \ddots & ab \\ & & & \ddots & a+b & ab \\ & & & & 1 & a+b \end{vmatrix}.$$

4. 用递推法解例 14.7.

$$5. (\text{P188 第 4 题}) \text{ 解行列式 } \begin{vmatrix} a^2 & (a+1)^2 & (a+2)^2 & (a+3)^2 \\ b^2 & (b+1)^2 & (b+2)^2 & (b+3)^2 \\ c^2 & (c+1)^2 & (c+2)^2 & (c+3)^2 \\ d^2 & (d+1)^2 & (d+2)^2 & (d+3)^2 \end{vmatrix}.$$

6. (P189 第 6 题) 设

$$D = \begin{vmatrix} 1+a_1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1+a_2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1+a_n \end{vmatrix}$$

(1) 用递推公式计算行列式 D ;

(2) 硬拆 D 为 2^n 个行列式, 计算出结果.

$$7. (\text{P189 第 5 题 (2)}) \text{ 解行列式 } \begin{vmatrix} a_1+a_2 & a_2+a_3 & \cdots & a_{n-1}+a_n & a_n+a_1 \\ a_1^2+a_2^2 & a_2^2+a_3^2 & \cdots & a_{n-1}^2+a_n^2 & a_n^2+a_1^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_1^n+a_2^n & a_2^n+a_3^n & \cdots & a_{n-1}^n+a_n^n & a_n^n+a_1^n \end{vmatrix}.$$

8. (P188 第 1 题 (5)–(8)) 解行列式

$$(1) D_1 = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 3 & 4 & 1 \\ 3 & 4 & 1 & 2 \\ 4 & 1 & 2 & 3 \end{vmatrix}$$

$$(2) D_2 = \begin{vmatrix} \lambda+2 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & \lambda+2 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & \lambda+2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & \lambda+2 \end{vmatrix}$$

$$(3) D_3 = \begin{vmatrix} 1^2 & 2^2 & 3^2 & 4^2 \\ 2^2 & 3^2 & 4^2 & 5^2 \\ 3^2 & 4^2 & 5^2 & 6^2 \\ 4^2 & 5^2 & 6^2 & 7^2 \end{vmatrix} \quad (4) D_4 = \begin{vmatrix} 3 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 3 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 3 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 3 \end{vmatrix}$$

9. (P190 第 9 题) 解行列式

$$(1) D = \begin{vmatrix} 1 & 2 & \cdots & 2 & 2 \\ 2 & 2 & \cdots & 2 & 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 2 & 2 & \cdots & n-1 & 2 \\ 2 & 2 & \cdots & 2 & n \end{vmatrix};$$

$$(2) {}^* D = \begin{vmatrix} 1 & 2 & \cdots & n-1 & n \\ 2 & 3 & \cdots & n & 1 \\ 3 & 4 & \cdots & 1 & 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ n & 1 & \cdots & n-2 & n-1 \end{vmatrix}.$$

$$10. \text{ (P190 第 10 题 (2)) 证明 } \begin{vmatrix} a & c & c & \cdots & c \\ b & a & c & \cdots & c \\ b & b & a & \cdots & c \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b & b & b & \cdots & a \end{vmatrix} = \frac{b(a-c)^n - c(a-b)^n}{b-c}, \text{ 其中 } b \neq c, \text{ 等}$$

式左端是 n 阶行列式.

B 组

- * 设 A, B, C, D 都是 n 阶方阵, 且 $AC = CA$, 证明 $\begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = |AD - CB|$ (为简化, 可以只考虑 A 可逆的情况).
- $A \in \mathbf{F}^{m \times n}, B \in \mathbf{F}^{n \times m}$, 证明 $|E_m - AB| = |E_n - BA|$ (即节 14.10 中的结论).
- $A \in \mathbf{F}^{m \times n}, B \in \mathbf{F}^{n \times m}$, 证明 $|\lambda E_m - AB| = \lambda^{m-n} |\lambda E_n - BA|$ (为简化, $\lambda > 0, m > n$)

C 组

- 解行列式

$$(1) D = \begin{vmatrix} ax+by & ay+bz & az+bx \\ ay+bz & az+bx & ax+by \\ az+bx & ax+by & ay+bz \end{vmatrix} \quad (2) D = \begin{vmatrix} x^2+1 & xy & xz \\ xy & y^2+1 & yz \\ xz & yz & z^2+1 \end{vmatrix}$$

2. * 计算行列式 $|2E - \alpha_1^T \beta_1 - \alpha_2^T \beta_2|$, 其中 $\alpha_1 = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, $\beta_1 = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, $\alpha_2 = (c_1, c_2, \dots, c_n)$, $\beta_2 = (d_1, d_2, \dots, d_n)$. (提示: 利用 $|\lambda E_m - AB| = \lambda^{m-n} |\lambda E_n - BA|$)

3. 已知 n 阶矩阵 A 满足

$$AA^T = E, \quad |A| = -1$$

求证: $|E + A| = 0$.

我为这一讲取了一个很有诗意的名字，用以说明这一节我们重在対往日所学知识的回忆. 我们一路走来为了能进入这一讲做了太多准备工作，包括一开始难以理解的抽象空间和映射，以及后面具象但充满技巧性的矩阵与行列式. 但“吹尽狂沙始到金”，这一讲希望读者跟随我们的脚步，回忆起这一路上学习的核心概念和定理，为我们线性方程组一般理论的讨论画下一个完美的句点.

在解的一般理论中，我们将首先讨论有无解以及有解时唯一解和无穷解对应的情况，然后分别讨论齐次与非齐次线性方程组解的结构分别具有什么特征. 除此之外，我们也将利用一般理论讨论一些秩有关的等式和不等式，也将讨论线性方程组中一些特殊的题型. 愿读者在每一个定理的证明和每一个例题的解答中，都能进一步体会之前所学的知识，加深理解，有所感悟.

15.1 线性方程组解的一般理论

15.1.1 线性方程组解的一般理论

定理 15.1 线性方程组有解的充要条件

线性方程组有解的充分必要条件是系数矩阵与增广矩阵有相同的秩.

定理的证明非常简单，这里简要介绍思路：将方程组视为 $x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + \cdots + x_n\beta_n = \mathbf{b}$ (β_i 就是系数矩阵的第 i 列)，则有解的条件为 \mathbf{b} 可以被 β_1, \dots, β_n 线性表示，这等价于向量组 $(\beta_1, \dots, \beta_n)$ 与 $(\beta_1, \dots, \beta_n, \mathbf{b})$ 等价，故定理成立.

定理 15.2

当方程组有解时（注意这个前提），以下定理成立：

1. 如果它的系数矩阵 A 的秩等于未知量的数目 n ，则方程组有唯一解；
2. 如果 A 的秩小于 n ，则方程组有无穷多个解.

实际上，这一定理就是**定理 13.2** 结论的一部分，因此我们不再赘述其证明. 实际上，通过上面两个定理我们首先了解了线性方程组有无解的一般准则，然后讨论了有解前提下唯一解、无穷解对应于什么情况. 事实上，有关线性方程组解的情况的讨论至此文意已尽. 无论是理论层面或是解决题目的方面，这两个定理都为我们提供了足量的信息.

例 15.1

设 n 阶矩阵 A 的行列式 $|A| \neq 0$ ，记 A 的前 $n-1$ 列形成的矩阵为 A_1 ， A 的第 n 列为 \mathbf{b} ，问：线性方程组 $A_1 X = \mathbf{b}$ 是否有解？

解

无解； $|A| \neq 0$ 可知 $r(A) = n$ ， $r(A_1) = n-1$ ，因此系数矩阵 A_1 的秩小于增广矩阵 A 的秩 n ，故无解.

15.1.2 齐次线性方程组解的一般理论

接下来我们将分别针对齐次和非齐次线性方程组的情况展开关于解的结构性质的讨论. 回顾**例 2.3** 中的讨论，对于齐次线性方程组 $AX = 0$ ，我们有：

定理 15.3

齐次线性方程组 $AX = 0$ 的解空间为 \mathbf{R}^n 的子空间.

这一结论告诉我们，齐次线性方程组解构成线性空间，这是一个重要的结构性结论. 在确认其为线性空间后，我们来研究该线性空间的基本性质. 首先是由此引出的关于基础解系的概念. 基础解系即为齐次线性方程组解空间的一组基，且这组基的每一个线性组合都是该方程组的解、然后我们来研究这一空间的维数：

定理 15.4

矩阵 $A \in \mathbf{M}_{m \times n}(\mathbf{F})$, 若 $r(A) = r$, 则该齐次线性方程组解空间维数为 $n - r$.

事实上, 本定理可以改写为类似于维数公式的形式, 即

$$r(A) + \dim N(A) = n. \quad (15.1)$$

其中 $N(A)$ 表示 $AX = \mathbf{0}$ 的解空间, 区别在于维数公式中 A 应当替换为线性映射 σ .

我们令 A 是线性映射 σ 在出发空间和到达空间基下的矩阵表示, 根据矩阵的秩的定义, $r(A) = r(\sigma)$; 又根据式 7.3 的讨论, $\ker \sigma$ 和 $N(A)$ 之间是坐标的一一对应关系, 因此 $\dim N(A) = \dim \ker \sigma$. 因此我们有式 15.1 也成立, 证毕.

我们可以用定理 15.4 解决很多问题, 下面是一个最简单的例子:

例 15.2

若 n 元齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解都是 $BX = \mathbf{0}$ 的解. 证明: $r(B) \leq r(A)$.

证明

由定理 15.4, $r(A) = n - \dim N(A)$, $r(B) = n - \dim N(B)$, 由于 $AX = \mathbf{0}$ 的解都是 $BX = \mathbf{0}$ 的解, 即 $N(A) \subset N(B)$, 因此 $\dim N(A) \leq \dim N(B)$, 故 $r(B) \leq r(A)$. \square

实际上在前面的讨论中, 无论是定理 15.1 的结论, 都与列向量组成的线性空间有关, 仿佛从未出现过行向量有关的定理. 事实上, 我们将在未来讨论了内积空间正交性后展开对行向量空间的讨论, 现在囿于概念上的缺乏无法叙述相关定理.

15.1.3 非齐次线性方程组解的一般理论

回顾例 2.3 中的讨论我们发现, 非齐次线性方程组的解不构成线性空间, 但我们可以尝试将其与齐次线性方程组解空间联系起来研究. 对于非齐次线性方程组

$$x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + \cdots + x_n\beta_n = \mathbf{b} \quad (15.2)$$

我们将 n 元齐次线性方程组

$$x_1\beta_1 + x_2\beta_2 + \cdots + x_n\beta_n = \mathbf{0} \quad (15.3)$$

称为其导出组, 则我们有:

定理 15.5

如果 n 元非齐次线性方程组有解, 则它的解集 $U = \{\gamma_0 + \eta \mid \eta \in W\}$.

其中 γ_0 为式 15.2 的一个解 (称为特解), W 为式 15.3 的解空间 (式 15.3 的解称为通解). 更具体地, 设非齐次线性方程组 $AX = b$ 有特解 X_0 , 方程 $AX = 0$ 的基础解系为 X_1, \dots, X_n , 则这一定理告诉我们 $AX = b$ 的任何一个解都可以写为

$$X = X_0 + k_1 X_1 + k_2 X_2 + \dots + k_n X_n,$$

的形式. 事实上, 对于这种通解 + 特解的结构, 如果读者在此之前学习了商空间一节, 那么我们会发现 U 实际上就是 W 的一个仿射子集. 当然如果没有学习相关概念, 我们可以想象一个三元非齐次线性方程 $ax + by + cz = d$ 和齐次线性方程 $ax + by + cz = 0$. 非齐次线性方程的解显然对应一个不过原点的平面, 而齐次则过原点. 我们便可以认为是齐次线性方程解平面沿着特解对应的向量平移到非齐次线性方程的解平面, 这便是这一结论的几何解释. 同时我们可以得到下述结论:

1. n 元非齐次线性方程组 15.2 的两个解的差是它的导出组 15.3 的一个解;
2. n 元非齐次线性方程组 15.2 的一个解与它的导出组 15.3 的一个解之和仍是非齐次线性方程组 15.2 的一个解.

证明

事实上, 15.2 可以写为 $AX = \mathbf{0}$.

1. 设 γ_1, γ_2 分别是非齐次线性方程组 15.2 的两个解, 则

$$A(\gamma_1 - \gamma_2) = \mathbf{b} - \mathbf{b} = \mathbf{0}.$$

2. 设 γ_1 是非齐次线性方程组 15.2 的一个解, η_1 是齐次线性方程组 15.3 的一个解, 则

$$A(\gamma_1 + \eta_1) = \mathbf{b} + \mathbf{0} = \mathbf{b}.$$

□

实际上根据上述几何描述形象理解这两个结论也不困难. 下面我们将通过一些例子进一步探讨非齐次线性方程组解的结构问题:

例 15.3

若 X_0 是非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的一个特解, X_1, \dots, X_p 是 $AX = \mathbf{0}$ 的基础解系, 证明:

1. $X_0, X_1, X_2, \dots, X_p$ 线性无关;
2. $X_0, X_0 + X_1, X_0 + X_2, \dots, X_0 + X_p$ 线性无关;
3. $AX = \mathbf{b}$ 的任一个解 X 可表示为

$$X = k_0 X_0 + k_1(X_0 + X_1) + k_2(X_0 + X_2) + \cdots + k_p(X_0 + X_p),$$

其中 $k_0 + k_1 + k_2 + \cdots + k_p = 1$.

证明

1. 设 $k_0 X_0 + k_1 X_1 + k_2 X_2 + \cdots + k_p X_p = \mathbf{0}$, 则

$$A(k_0 X_0 + k_1 X_1 + k_2 X_2 + \cdots + k_p X_p) = \mathbf{0}.$$

因为 X_1, \dots, X_p 是 $AX = \mathbf{0}$ 的基础解系, 所以 $AX_i = \mathbf{0}$, $i = 1, 2, \dots, p$, 故 $k_0 AX_0 = k_0 \mathbf{b} = \mathbf{0}$, 由于 $\mathbf{b} \neq \mathbf{0}$, 因此 $k_0 = 0$. 因此

$$k_1 X_1 + k_2 X_2 + \cdots + k_p X_p = \mathbf{0},$$

因为 X_1, \dots, X_p 是 $AX = \mathbf{0}$ 的基础解系, 所以它们线性无关, 故 $k_1 = k_2 = \cdots = k_p = 0$, 故 $k_0 = k_1 = k_2 = \cdots = k_p = 0$, 故 $X_0, X_1, X_2, \dots, X_p$ 线性无关.

2. 设 $k_0 X_0 + k_1(X_0 + X_1) + k_2(X_0 + X_2) + \cdots + k_p(X_0 + X_p) = \mathbf{0}$, 则

$$(k_0 + k_1 + k_2 + \cdots + k_p)X_0 + k_1 X_1 + k_2 X_2 + \cdots + k_p X_p = \mathbf{0}.$$

由上一问知, $X_0, X_1, X_2, \dots, X_p$ 线性无关, 故 $\begin{cases} k_0 + k_1 + k_2 + \cdots + k_p = 0 \\ k_1 = k_2 = \cdots = k_p = 0 \end{cases}$

因此 $k_0 = k_1 = k_2 = \cdots = k_p = 0$, 故 $X_0, X_0 + X_1, X_0 + X_2, \dots, X_0 + X_p$ 线性无关.

3. 设 X 是 $AX = \mathbf{b}$ 的任一个解, 则由定理 15.5 可知, X 可以被表示为

$$\begin{aligned} X &= X_0 + k_1 X_1 + k_2 X_2 + \cdots + k_p X_p \\ &= (1 - k_1 - k_2 - \cdots - k_p)X_0 + k_1(X_0 + X_1) + k_2(X_0 + X_2) + \cdots + k_p(X_0 + X_p) \end{aligned}$$

令 $k_0 = 1 - k_1 - k_2 - \cdots - k_p$, 则 $k_0 + k_1 + k_2 + \cdots + k_p = 1$, 命题得证.

□

本例说明了非齐次线性方程组的特解事实上与对应的齐次线性方程组的基础解系也是线性无关的. 事实上本例的结论和解决思路都是非常重要, 请读者务必掌握.

例 15.4

设 A 为 $s \times n$ 矩阵, 且 $r(A) = r$, 证明: 非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 至多存在 $n - r + 1$ 个线性无关的解向量.

证明

当 $AX = \mathbf{b}$ 无解时有 0 个解向量, 我们知道 $r \leq n$, 因此 $n - r + 1 \geq 1$, 故命题成立.

当 $AX = \mathbf{b}$ 有解时, 设 X_0 是非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的一个特解, 根据定理 15.4 知, $AX = \mathbf{0}$ 的解空间维数为 $n - r$, 故设 X_1, \dots, X_{n-r} 是 $AX = \mathbf{0}$ 的基础解系, 则由例 15.3 知, $X_0, X_0 + X_1, X_0 + X_2, \dots, X_0 + X_{n-r}$ 线性无关, 并且它们都是 $AX = \mathbf{b}$ 的解, 因此非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 存在 $n - r + 1$ 个线性无关的解向量.

下面要说明 $AX = \mathbf{b}$ 任意 $n - r + 2$ 个解向量必定线性相关. 利用反证法, 设 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-r+2}$ 是 $AX = \mathbf{b}$ 的 $n - r + 2$ 个线性无关解向量, 则 $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-r+2} - \eta_1$ 均为 $AX = \mathbf{0}$ 的解向量. 设

$$k_1(\eta_2 - \eta_1) + k_2(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + k_{n-r+1}(\eta_{n-r+2} - \eta_1) = \mathbf{0},$$

即

$$k_1\eta_2 + k_2\eta_3 + \cdots + k_{n-r+1}\eta_{n-r+2} - (k_1 + k_2 + \cdots + k_{n-r+1})\eta_1 = \mathbf{0},$$

因为 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-r+2}$ 线性无关, 所以

$$k_1 = k_2 = \cdots = k_{n-r+1} = 0,$$

即 $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-r+2} - \eta_1$ 线性无关, 因此 $AX = \mathbf{0}$ 的解向量至少有 $n - r + 1$ 个线性无关, 这与 $AX = \mathbf{0}$ 的解空间维数为 $n - r$ 矛盾, 故假设不成立, 命题得证. □

15.2 理论应用

本节我们将综合线性方程组解的一般理论和之前所学的知识讨论一些秩的等式/不等式问题. 我们首先来看四个最为经典的问题:

例 15.5

利用线性方程组解的一般理论, 证明以下命题:

1. 设 A, B 分别是 $m \times n$ 和 $n \times s$ 矩阵, 则 $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$;
2. 设 A, B 分别是 $m \times n$ 和 $n \times s$ 矩阵, 且 $AB = O$, 证明: $r(A) + r(B) \leq n$;
3. 设 A 是 $m \times n$ 实矩阵, 证明: $r(A^T A) = r(A)$;
4. $A^2 = A \iff r(A) + r(E - A) = n$.

证明

1. 因为 $BX = \mathbf{0}$ 可以导出 $ABX = \mathbf{0}$, 因此 $N(B) \subset N(AB)$, 因此 $\dim N(B) \leq \dim N(AB)$, 因此 $r(AB) = n - \dim N(AB) \leq n - \dim N(B) = r(B)$

又由 $r(AB) = r((AB)^T) = r(B^T A^T) \leq r(A^T) = r(A)$ (最后一个小于等于理由同上面证明 $r(AB) \leq r(B)$), 因此 $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$.

2. 将 B 按列分块为 (B_1, B_2, \dots, B_s) , 则 $AB = (AB_1, AB_2, \dots, AB_s) = O$, 因此 $AB_i = \mathbf{0}$, $i = 1, 2, \dots, s$, 因此每个 B_i 都是齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解, 因此 B 的列向量张成的空间包含于 $AX = \mathbf{0}$ 的解空间, 因此 $r(B) \leq n - r(A)$, 即 $r(A) + r(B) \leq n$.

3. 由前证 $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$, 可知 $r(AA^T) \leq r(A)$, 因此只需证明 $r(AA^T) \geq r(A)$, 即只需证 $N(AA^T) \subset N(A)$.

设 $AA^T X = \mathbf{0}$, 因此 $X^T(A^T A)X = 0$, 即 $(A^T X)^T(A^T X) = 0$. 由于 $A^T X \in \mathbf{R}^n$, 我们设 $A^T X = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$, 则 $(A^T X)^T(A^T X) = a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2 = 0$ 可得 $a_1 = a_2 = \dots = a_n = 0$, 即 $A^T X = \mathbf{0}$, 因此 $X \in N(A)$, 因此 $N(AA^T) \subset N(A)$, 得证.

4. 对于 $A^2 = A$, 考虑分块矩阵 $\begin{pmatrix} A & O \\ O & A - E \end{pmatrix}$, 对其进行如下分块矩阵初等变换:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} A & O \\ O & A - E \end{pmatrix} &\rightarrow \begin{pmatrix} A & E - A \\ O & A - E \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} A & E \\ O & A - E \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} O & E \\ -A(A - E) & A - E \end{pmatrix} \\ &\rightarrow \begin{pmatrix} O & E \\ -A(A - E) & O \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

事实上第一次变换是第二行乘以 $-E$ 加到第一行, 第二次变换是第一列加到第二列, 第三次变换是第二列乘以 $-A$ 加到第一列, 第四次变换是第一行乘以 $E-A$ 加到第二行, 注意每一步都是分块矩阵初等变换, 因此不改变矩阵的秩, 因此有

$$r\left(\begin{pmatrix} A & O \\ O & A-E \end{pmatrix}\right) = r\left(\begin{pmatrix} O & E \\ -A(A-E) & O \end{pmatrix}\right).$$

即 $r(A) + r(A-E) = n + r(-A(A-E))$, 故 $r(A) + r(A-E) = n$ 等价于 $r(-A(A-E)) = 0$, 即 $-A(A-E) = O$, 即 $A^2 = A$, 得证.

事实上, 如果我们只需要证明 $A^2 = A \implies r(A) + r(E-A) = n$, 我们可以用如下方法: 由 $A^2 = A$ 可知 $A(A-E) = O$, 由本例第二问知 $r(A) + r(A-E) \leq n$, 又根据秩不等式 $r(A) + r(B) \geq r(A+B)$, 因此 $r(A) + r(E-A) \geq r(A + (E-A)) = r(E) = n$. 综上可知, $r(A) + r(E-A) = n$.

□

实际上, 我们解决此类问题, 很多时候等式都需要拆为小于等于和大于等于同时成立进行证明, 经常利用维数公式变形的齐次线性方程组解的一般理论, 将问题转化为对像与核空间的研究, 然后利用包含关系 (复杂的题目可能涉及子空间交与和的维数公式) 以及已知的简单秩不等式进行证明. 可能部分题目较为困难, 但至少请掌握上面例题中的情况.

例 15.6

设 A^* 为矩阵 A 的伴随矩阵, 证明:

$$r(A^*) = \begin{cases} n & r(A) = n \\ 1 & r(A) = n-1 \\ 0 & r(A) < n-1 \end{cases}.$$

证明

1. 当 $r(A) = n$ 时, A 可逆, 因此 $A^* = |A|A^{-1}$, 因此 $r(A^*) = r(|A|A^{-1}) = r(A^{-1}) = n$.
2. 当 $r(A) = n-1$ 时, $|A| = 0$, 因此 $AA^* = |A|E = O$, 即 A^* 的列向量都是方程 $AX = 0$ 的解, 故 A^* 列向量张成的空间包含于 $AX = 0$ 的解空间, 因此 $r(A^*) \leq n - r(A) = 1$.

而 $r(A) = n-1$ 表明 A 中存在非零的 $n-1$ 阶子式, 因此存在 A 的代数余子式

A_{ij} 不为 0, 因此 A^* 不为 0, 因此 $r(A^*) \geq 1$, 因此 $r(A^*) = 1$.

3. 当 $r(A) < n-1$ 时, A 的任意一个 $n-1$ 阶子式都等于 0, 即任意一个代数余子式 A_{ij} 都等于 0, 因此 $A^* = O$, 因此 $r(A^*) = 0$.

□

15.3 线性方程组拓展题型

本节我们将介绍与线性方程组有关的一些题型, 可能与高中数学讨论“题型”的学习风格有些类似. 需要注意的是, 除了含参问题外, 其余问题我们都将分别从齐次和非齐次两个方面进行讨论, 给出问题的一般解法. 但实际上这里给出的解法并非能直接套用到所有的题目中, 在习题中我们会遇到更多特别的题目. 因此更重要的应当是理解解题思路, 而不是死记硬背解题方法.

15.3.1 含参数的线性方程组问题

此类问题一般考察对于含参数的线性方程组, 参数取值如何时有解/无解/有唯一解等. 本质而言, **定理 15.1** 完全可以解决这一问题.

事实上, 利用 **定理 15.2** 在有解情况下只需计算行列式判断非常方便, 但判断无解需要利用 **定理 15.1**, 其中线性相关性的判断通常仍然需要我们对系数矩阵进行高斯消元法. 我们来看一个简单的例子:

例 15.7

当 k 取何值时, 方程组:

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + kx_3 = 4 \\ -x_1 + kx_2 + x_3 = k^2 \\ x_1 - x_2 + 2x_3 = -4 \end{cases}$$

有唯一解、无解、有无穷多解? 在有解的情况下, 求出方程组的全部解.

解

对于有无解的区别, 我们一般都考虑直接使用高斯消元法. 由高斯消元法有 (省略中

间步骤直接得到阶梯矩阵):

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & k & 4 \\ -1 & k & 1 & k^2 \\ 1 & -1 & 2 & -4 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 1 & k & 4 \\ 0 & 2 & k-2 & 8 \\ 0 & 0 & \frac{(k+1)(4-k)}{2} & k(k-4) \end{pmatrix}.$$

1. 当 $k = -1$ 时, 增广矩阵秩为 3, 系数矩阵秩为 2 (或者说最后一行出现矛盾方程), 无解;
2. 当 $k = 4$ 时, 增广矩阵和系数矩阵秩均为 2, 方程有无穷多解, 解得同解为 $k_1(-3, -1, 1)^T + (0, 4, 0)^T (k_1 \in \mathbf{R})$;
3. 当 $k \neq -1, 4$ 时, 增广矩阵和系数矩阵秩均为 3, 方程有唯一解, 解为

$$\left(\frac{k^2+2k}{k+1}, \frac{k^2+2k+4}{k+1}, -\frac{2k}{k+1}\right)^T.$$

事实上, 本题方程个数与未知数个数相等, 因此可以运用 **定理 13.2** 解决. 首先求解系数矩阵 A 的行列式为

$$|A| = \begin{vmatrix} 1 & 1 & k \\ -1 & k & 1 \\ 1 & -1 & 2 \end{vmatrix} = (k+1)(4-k),$$

由 Cramer 法则, 当 $|A| \neq 0$ 时, 方程组有唯一解, 当 $|A| = 0$ 时, 方程组无解或有无穷多解, 其余关于有无解的讨论与上面一致.

15.3.2 线性方程组同解问题

两个线性方程组同解实际上有两种情况:

1. 两线性方程组都无解 (注意齐次没有这种情况, 因为一定有零解);
2. 两线性方程组都有解且有相同的解集.

下面的定理给出了两线性方程组同解的充要条件. 实际上, 这两个定理的证明很值得作为练习综合运用所学知识:

定理 15.6

n 元齐次线性方程组 $A_{m_1 \times n}X = \mathbf{0}$ 与 $B_{m_2 \times n}X = \mathbf{0}$ 同解的充要条件是 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} =$

$$r(A) = r(B).$$

证明

1. 必要性：事实上 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = 0 \iff AX = 0, BX = 0$ ，因此由 $AX = 0, BX = 0$ 同解可知， $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = 0 \iff AX = 0$ ，因此 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) = r(A)$ ，同理可证 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) = r(B)$ ，因此 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) = r(A) = r(B)$.
2. 充分性：事实上 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = 0$ 的解一定是 $AX = 0$ 的解，设这两个方程的解空间依次为 U_1, U_2 ，因此 U_1 是 U_2 的子空间. 而 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) = r(A)$ 表明 $U_1 = U_2$ ，即 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = 0$ 和 $AX = 0$ 同解. 同理可知 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = 0$ 和 $BX = 0$ 同解，因此 A, B 同解.

□

定理 15.7

n 元非齐次线性方程组 $A_{m_1 \times n} X = \mathbf{b}$ 与 $B_{m_2 \times n} X = \mathbf{d}$ 同解的充要条件是

1. $r(A) \neq r(A, \mathbf{b})$ 且 $r(B) \neq r(B, \mathbf{d})$ ；或
2. $r\left(\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix}\right) = r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) = r(A) = r(A, \mathbf{b}) = r(B) = r(B, \mathbf{d})$.

证明

事实上两个条件分别对应于两方程均有解和均无解的情况，无解情况显然正确，下面讨论有解情况：

1. 必要性：事实上 $\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} X = 0 \iff AX = \mathbf{b}, BX = \mathbf{d}$ ，因此由 $AX = \mathbf{b}, BX = \mathbf{d}$ 同解可知， $\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} X = 0 \iff AX = \mathbf{b}$ ，因此 $r\left(\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix}\right) = r(A, \mathbf{b})$ ，同理

可证 $r\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} = r(B, \mathbf{d})$, 因此 $r\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} = r(A, \mathbf{b}) = r(B, \mathbf{d})$, 由于此时对应
有解情况, 故 $r\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} = r(A, \mathbf{b}) = r(B, \mathbf{d}) = r(A) = r(B)$.

2. 充分性: 事实上 $\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} X = 0$ 的解一定是 $AX = \mathbf{b}$ 的解, 设这两个方程的解集合 (此时非齐次线性方程组不是子空间) 分别为 S_1, S_2 , 因此 S_1 是 S_2 的子集. 且由例 15.4 可知, S_1 的秩为 $n - r\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} + 1$, S_2 的秩为 $n - r(A) + 1$, 因此 $S_1 = S_2$, 即 $\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} X = 0$ 和 $AX = \mathbf{b}$ 同解. 同理可知 $\begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix} X = 0$ 和 $BX = \mathbf{d}$ 同解, 得证.

□

事实上, 在了解上述定理证明后我们会发现这些条件都是非常自然的. 我们来看一个例子来运用上述定理:

例 15.8

已知方程组

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 = 0 \\ 2x_1 + 3x_2 + 5x_3 = 0 \\ x_1 + x_2 + ax_3 = 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1 + bx_2 + cx_3 = 0 \\ 2x_1 + b^2x_2 + (c+1)x_3 = 0 \end{cases}$$

同解, 求 a, b, c 的值.

解

设第一个方程系数矩阵为 A , 第二个方程系数矩阵为 B , 则

$$\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 5 \\ 1 & 1 & a \\ 1 & b & c \\ 2 & b^2 & c+1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & a-2 \\ 0 & 0 & c-b-1 \\ 0 & 0 & c-b^2-1 \end{pmatrix},$$

因此由同解条件 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = r(A) = r(B)$ 可知必有 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = r(A) = r(B) = 2$ (因为 $r(B) \leq 2, r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \geq 2$) .

从而有 $a-2 = c-b-1 = c-b^2-1 = 0$. 因此 $a=2, b=0, c=1$ 或 $a=2, b=1, c=2$. 当 $a=2, b=0, c=1$ 时, $r(B)=1 \neq r(A)=2$, 舍去. 故 $a=2, b=1, c=2$.

15.3.3 线性方程组公共解问题

公共解即为两线性方程组解集的交集, 我们从齐次和非齐次讨论有公共解的条件:

定理 15.8

对于 n 元齐次线性方程组 (1) $A_{m_1 \times n} X = \mathbf{0}$ 与 (2) $B_{m_2 \times n} X = \mathbf{0}$ 有

- (1) 与 (2) 有非零公共解的充要条件是 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} < n$;
- 设 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ ($s = n - r(B)$) 是 (2) 的基础解系, 则 (1) 与 (2) 有非零公共解的充要条件是 $A\eta_1, A\eta_2, \dots, A\eta_s$ 线性相关;
- 设 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t$ ($t = n - r(A)$) 是 (1) 的基础解系, $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ ($s = n - r(B)$) 是 (2) 的基础解系, 则 (1) 与 (2) 有非零公共解的充要条件是

$$\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$$

线性相关.

证明

- 必要性: 设 X_0 是两方程组的非零公共解, 即 $AX_0 = \mathbf{0}$ 且 $BX_0 = \mathbf{0}$, 因此 X_0

是 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \mathbf{0}$ 的解, 即线性方程组 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \mathbf{0}$ 有非零解, 因此 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) \leq n$.

充分性: 由 $r\left(\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix}\right) \leq n$ 可知线性方程组 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \mathbf{0}$ 有非零解, 设为 X_0 , 因此有 $AX_0 = \mathbf{0}$ 且 $BX_0 = \mathbf{0}$, 即 X_0 是两方程组的非零公共解, 得证.

2. 必要性: 设 X_0 是两方程组的非零公共解, 则 X_0 可由 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性表示, 即

$$X_0 = k_1\eta_1 + k_2\eta_2 + \cdots + k_s\eta_s,$$

其中 k_1, k_2, \dots, k_s 不全为 0, 因此 $AX_0 = A(k_1\eta_1 + k_2\eta_2 + \cdots + k_s\eta_s) = k_1A\eta_1 + k_2A\eta_2 + \cdots + k_sA\eta_s = \mathbf{0}$, 由于 k_1, k_2, \dots, k_s 不全为 0, 因此 $A\eta_1, A\eta_2, \dots, A\eta_s$ 线性相关.

充分性: 由 $A\eta_1, A\eta_2, \dots, A\eta_s$ 线性相关知, 存在不全为 0 的 k_1, k_2, \dots, k_s 使得

$$k_1A\eta_1 + k_2A\eta_2 + \cdots + k_sA\eta_s = \mathbf{0},$$

因此 $A(k_1\eta_1 + k_2\eta_2 + \cdots + k_s\eta_s) = \mathbf{0}$, 因此 $X_0 = k_1\eta_1 + k_2\eta_2 + \cdots + k_s\eta_s$ 是 $AX = \mathbf{0}$ 的非零解 (非零的原因在于如果 X_0 为零向量, 那么因为 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性无关, 则 k_1, k_2, \dots, k_s 均为 0, 矛盾).

又 X_0 是 $BX = \mathbf{0}$ 的解 (因为表示为了 $BX = \mathbf{0}$ 基础解系的线性组合), 因此 X_0 是两方程组的非零公共解, 得证.

3. 必要性: 设 X_0 是两方程组的非零公共解, 则 X_0 可由 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t$ 和 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性表示, 即

$$\begin{aligned} X_0 &= k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + \cdots + k_t\gamma_t \\ &= l_1\eta_1 + l_2\eta_2 + \cdots + l_s\eta_s \end{aligned}$$

其中 $k_1, k_2, \dots, k_t, l_1, l_2, \dots, l_s$ 不全为 0, 因此

$$k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + \cdots + k_t\gamma_t - l_1\eta_1 - l_2\eta_2 - \cdots - l_s\eta_s = \mathbf{0},$$

因此 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性相关.

充分性: 由 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性相关知, 存在不全为 0 的

$$k_1, k_2, \dots, k_t, l_1, l_2, \dots, l_s$$

使得

$$k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + \cdots + k_t\gamma_t + l_1\eta_1 + l_2\eta_2 + \cdots + l_s\eta_s = \mathbf{0},$$

令 $X_0 = k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + \cdots + k_t\gamma_t = -(l_1\eta_1 + l_2\eta_2 + \cdots + l_s\eta_s)$, 因此 X_0 是 $AX = \mathbf{0}$ 和 $BX = \mathbf{0}$ 的非零公共解 (非零的原因在于如果 X_0 为零向量, 那么因为 $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_t, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_s$ 线性无关, 则 $k_1, k_2, \dots, k_t, l_1, l_2, \dots, l_s$ 均为 0, 矛盾).

□

定理 15.9

对于 n 元非齐次线性方程组 (1) $A_{m_1 \times n}X = \mathbf{b}$ 与 (2) $B_{m_2 \times n}X = \mathbf{d}$, 若 (1) 与 (2) 都有解, 则

- (1) 与 (2) 有公共解的充要条件是 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix}$;
- 若 $r(B) = s$, 且 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-s+1}$ 是 (2) 的 $n-s+1$ 个线性无关的解, 则 (1) 与 (2) 有公共解的充要条件是 \mathbf{b} 是 $A\eta_1, A\eta_2, \dots, A\eta_{n-s+1}$ 的凸组合, 即存在数 $k_1, k_2, \dots, k_{n-s+1}$ 使得

$$\mathbf{b} = k_1 A\eta_1 + k_2 A\eta_2 + \cdots + k_{n-s+1} A\eta_{n-s+1},$$

其中 $k_1 + k_2 + \cdots + k_{n-s+1} = 1$;

- 若 $r(A) = t$, $r(B) = s$, $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{n-t+1}$ 是 (1) 的 $n-t+1$ 个线性无关的解, $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-s+1}$ 是 (2) 的 $n-s+1$ 个线性无关的解, 则 (1) 与 (2) 有公共解的充要条件是存在数 $k_1, k_2, \dots, k_{n-t+1}$ 和 $l_1, l_2, \dots, l_{n-s+1}$ 使得

$$k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + \cdots + k_{n-t+1}\gamma_{n-t+1} - l_1\eta_1 - l_2\eta_2 - \cdots - l_{n-s+1}\eta_{n-s+1} = \mathbf{0}$$

其中 $k_1 + k_2 + \cdots + k_{n-t+1} = 1$, $l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-s+1} = 1$.

证明

- 必要性: 设 X_0 是两方程组的公共解, 即 $AX_0 = \mathbf{b}$ 且 $BX_0 = \mathbf{d}$, 因此 X_0 是 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{d} \end{pmatrix}$ 的解, 因此这一方程系数矩阵和增广矩阵的秩相等, 故 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix}$.

充分性: 由 $r \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = r \begin{pmatrix} A & \mathbf{b} \\ B & \mathbf{d} \end{pmatrix}$ 可知, 方程 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{d} \end{pmatrix}$ 有解 (根据定

理 15.1), 记为 X_0 , 则

$$\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X_0 = \begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{d} \end{pmatrix},$$

因此 $AX_0 = \mathbf{b}$ 且 $BX_0 = \mathbf{d}$, 即 X_0 是两方程组的公共解, 得证.

2. 首先说明, $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-s+1} - \eta_1$ 是 $BX = \mathbf{0}$ 的基础解系. 事实上, 由于 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-s+1}$ 线性无关, 因此 $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-s+1} - \eta_1$ 线性无关, 否则存在不全为 0 的 $k_2, k_3, \dots, k_{n-s+1}$ 使得

$$k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \dots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1) = \mathbf{0},$$

即 $k_2\eta_2 + k_3\eta_3 + \dots + k_{n-s+1}\eta_{n-s+1} = (k_2 + k_3 + \dots + k_{n-s+1})\eta_1$, 因此 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{n-s+1}$ 线性相关, 矛盾. 因此 $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-s+1} - \eta_1$ 是 $BX = \mathbf{0}$ 的基础解系.

必要性: 设 X_0 是两方程组的公共解, 则 X_0 可表示为

$$X_0 = \eta_1 + k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \dots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1),$$

因此

$$\begin{aligned} AX_0 &= A\eta_1 + k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \dots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1) \\ &= A\eta_1 + k_2A(\eta_2 - \eta_1) + k_3A(\eta_3 - \eta_1) + \dots + k_{n-s+1}A(\eta_{n-s+1} - \eta_1) \\ &= (1 - k_2 - k_3 - \dots - k_{n-s+1})A\eta_1 + k_2A\eta_2 + k_3A\eta_3 + \dots + k_{n-s+1}A\eta_{n-s+1} \\ &= \mathbf{b}. \end{aligned}$$

令 $k_1 = 1 - k_2 - k_3 - \dots - k_{n-s+1}$, 则 \mathbf{b} 是 $A\eta_1, A\eta_2, \dots, A\eta_{n-s+1}$ 的凸组合, 即存在数 $k_1, k_2, \dots, k_{n-s+1}$ 使得

$$\mathbf{b} = k_1A\eta_1 + k_2A\eta_2 + \dots + k_{n-s+1}A\eta_{n-s+1},$$

其中 $k_1 + k_2 + \dots + k_{n-s+1} = 1$.

充分性: 由存在数 $k_1, k_2, \dots, k_{n-s+1}$ 使得

$$\mathbf{b} = k_1A\eta_1 + k_2A\eta_2 + \dots + k_{n-s+1}A\eta_{n-s+1},$$

其中 $k_1 + k_2 + \dots + k_{n-s+1} = 1$ 可知

$$k_1 = 1 - k_2 - k_3 - \dots - k_{n-s+1},$$

故有

$$\begin{aligned}\mathbf{b} &= (1 - k_2 - k_3 - \cdots - k_{n-s+1})A\eta_1 + k_2A\eta_2 + k_3A\eta_3 + \cdots + k_{n-s+1}A\eta_{n-s+1} \\ &= A(\eta_1 + k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1))\end{aligned}$$

令 $X_0 = \eta_1 + k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1)$, 则 $AX_0 = \mathbf{b}$, 且

$$\begin{aligned}BX_0 &= B(\eta_1 + k_2(\eta_2 - \eta_1) + k_3(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + k_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1)) \\ &= B\eta_1 + k_2B(\eta_2 - \eta_1) + k_3B(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + k_{n-s+1}B(\eta_{n-s+1} - \eta_1) \\ &= \mathbf{d},\end{aligned}$$

因此 X_0 是两方程组的公共解, 证毕.

3. 同 2 的证明知, $\gamma_2 - \gamma_1, \gamma_3 - \gamma_1, \dots, \gamma_{n-t+1} - \gamma_1$ 是 $AX = \mathbf{0}$ 的基础解系, $\eta_2 - \eta_1, \eta_3 - \eta_1, \dots, \eta_{n-s+1} - \eta_1$ 是 $BX = \mathbf{0}$ 的基础解系.

必要性: 设 X_0 是两方程组的公共解, 则 X_0 可表示为

$$\begin{aligned}X_0 &= \gamma_1 + k_2(\gamma_2 - \gamma_1) + k_3(\gamma_3 - \gamma_1) + \cdots + k_{n-t+1}(\gamma_{n-t+1} - \gamma_1) \\ &= \eta_1 + l_2(\eta_2 - \eta_1) + l_3(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + l_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1),\end{aligned}$$

因此

$$\begin{aligned}\gamma_1 + k_2(\gamma_2 - \gamma_1) + k_3(\gamma_3 - \gamma_1) + \cdots + k_{n-t+1}(\gamma_{n-t+1} - \gamma_1) - \eta_1 - l_2(\eta_2 - \eta_1) \\ - l_3(\eta_3 - \eta_1) - \cdots - l_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1) = \mathbf{0},\end{aligned}$$

即

$$\begin{aligned}(1 - k_2 - k_3 - \cdots - k_{n-t+1})\gamma_1 + k_2\gamma_2 + k_3\gamma_3 + \cdots + k_{n-t+1}\gamma_{n-t+1} \\ - (1 - l_2 - l_3 - \cdots - l_{n-s+1})\eta_1 - l_2\eta_2 - l_3\eta_3 - \cdots - l_{n-s+1}\eta_{n-s+1} = \mathbf{0},\end{aligned}$$

令 $k_1 = 1 - k_2 - k_3 - \cdots - k_{n-t+1}$, $l_1 = 1 - l_2 - l_3 - \cdots - l_{n-s+1}$, 则

$$k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + k_3\gamma_3 + \cdots + k_{n-t+1}\gamma_{n-t+1} - l_1\eta_1 - l_2\eta_2 - l_3\eta_3 - \cdots - l_{n-s+1}\eta_{n-s+1} = \mathbf{0},$$

其中 $k_1 + k_2 + \cdots + k_{n-t+1} = 1$, $l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-s+1} = 1$, 得证.

充分性: 由 $k_1 + k_2 + \cdots + k_{n-t+1} = 1$, $l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-s+1} = 1$ 可知

$$k_1 = 1 - k_2 - k_3 - \cdots - k_{n-t+1}, \quad l_1 = 1 - l_2 - l_3 - \cdots - l_{n-s+1},$$

因此

$$\begin{aligned}
 \mathbf{0} &= k_1\gamma_1 + k_2\gamma_2 + k_3\gamma_3 + \cdots + k_{n-t+1}\gamma_{n-t+1} \\
 &\quad - l_1\eta_1 - l_2\eta_2 - l_3\eta_3 - \cdots - l_{n-s+1}\eta_{n-s+1} \\
 &= (1 - k_2 - k_3 - \cdots - k_{n-t+1})\gamma_1 + k_2\gamma_2 + k_3\gamma_3 + \cdots + k_{n-t+1}\gamma_{n-t+1} \\
 &\quad - (1 - l_2 - l_3 - \cdots - l_{n-s+1})\eta_1 - l_2\eta_2 - l_3\eta_3 - \cdots - l_{n-s+1}\eta_{n-s+1} \\
 &= \gamma_1 + k_2(\gamma_2 - \gamma_1) + k_3(\gamma_3 - \gamma_1) + \cdots + k_{n-t+1}(\gamma_{n-t+1} - \gamma_1) \\
 &\quad - \eta_1 - l_2(\eta_2 - \eta_1) - l_3(\eta_3 - \eta_1) - \cdots - l_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1).
 \end{aligned}$$

令 $X_0 = \gamma_1 + k_2(\gamma_2 - \gamma_1) + k_3(\gamma_3 - \gamma_1) + \cdots + k_{n-t+1}(\gamma_{n-t+1} - \gamma_1) = \eta_1 + l_2(\eta_2 - \eta_1) + l_3(\eta_3 - \eta_1) + \cdots + l_{n-s+1}(\eta_{n-s+1} - \eta_1)$, 则 $AX_0 = \mathbf{b}$ 且 $BX_0 = \mathbf{d}$, 因此 X_0 是两方程组的公共解, 证毕.

□

这两个定理看起来非常长, 实则无需特别去记忆, 只需要通过证明理解其含义即可, 有时候做题甚至可以直接暴力解方程然后比较两方程组的解也能完成求解. 下面我们看一个简单的例子:

例 15.9

设四元齐次线性方程组 (1) 为

$$\begin{cases} 2x_1 + 3x_2 - x_3 = 0 \\ x_1 + 2x_2 + x_3 - x_4 = 0 \end{cases}$$

已知另一个四元齐次线性方程组 (2) 的基础解系为

$$\alpha_1 = (2, -1, a+2, 1)^T, \quad \alpha_2 = (-1, 2, 4, a+8)^T$$

1. 求方程组 (1) 的一个基础解系;
2. 当 a 为何值时, 方程组 (1) 和 (2) 有非零公共解, 并求出非零公共解.

解

1. 直接给出结论: 方程组 (1) 的一个基础解系为

$$\beta_1 = (5, -3, 1, 0)^T, \quad \beta_2 = (-3, 2, 0, 1)^T.$$

2. 根据前述定理, 两方程由非零公共解当且仅当 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 线性相关, 事实上我

们可以将这 $\beta_1, \beta_2, \alpha_1, \alpha_2$ 按列排成矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 5 & -3 & 2 & -1 \\ -3 & 2 & -1 & 2 \\ 1 & 0 & a+2 & 4 \\ 0 & 1 & 1 & a+8 \end{pmatrix},$$

事实上, 要求两方程组公共解事实上就是求两个子空间 $W_1 = \text{span}(\beta_1, \beta_2)$ 和 $W_2 = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$ 的交集. 回顾我们在之前所学习的知识, 我们可以利用求解极大线性无关组的思想, 首先对 A 进行初等行变换得到阶梯矩阵

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & a+2 & 4 \\ 0 & 1 & 1 & a+8 \\ 0 & 0 & 3a+3 & -2a-2 \\ 0 & 0 & -5a-5 & 3a+3 \end{pmatrix},$$

使得 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 线性相关, 则必有 $r(A) < 4$, 即 $|A| = 0$, 由此解得 $a = -1$. 此时阶梯矩阵为

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 4 \\ 0 & 1 & 1 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

不难看出 β_1, β_2 是向量组 $\beta_1, \beta_2, \alpha_1, \alpha_2$ 的极大线性无关组, 因此 α_1, α_2 可以完全由 β_1, β_2 线性表示, 故 $W_1 \cap W_2 = W \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$, 即公共解为 α_1, α_2 的线性组合, 即

$$k_1 \alpha_1 + k_2 \alpha_2 = (2k_1 - k_2, -k_1 + 2k_2, 2k_1 + 4k_2, k_1 + k_2)^T,$$

其中 k_1, k_2 为任意常数.

15.3.4 线性方程组反问题

此类问题即已知方程组的解, 要给出原方程组. 我们仍按齐次与非齐次分开的思路讨论此类问题的一般解法. 这里我们之间通过例子来讲解方法:

例 15.10

已知 n 维列向量组 $\alpha_1, \dots, \alpha_s$ 线性无关, 求一齐次线性方程组以 $\alpha_1, \dots, \alpha_s$ 为基础解系.

解

设所求的齐次线性方程组为 $AX = 0$, 令 $B = (\alpha_1, \dots, \alpha_s)$, 则 B 为 $n \times s$ 矩阵且 $AB = O$, 于是 $B^T A^T = O$, 解线性方程组 $B^T X = 0$, 得到其基础解系为

$$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-s},$$

令 $A^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n-s})$ 即可, 因为此时 $B^T A^T = O$, 故 $AB = O$.

例 15.11

设向量组 $\alpha_1, \dots, \alpha_s$ 线性无关, 求一非齐次线性方程组 $AX = b$, 使其解集以 $\alpha_1, \dots, \alpha_s$ 为极大线性无关组.

解

根据定理 15.9, $\alpha_2 - \alpha_1, \dots, \alpha_s - \alpha_1$ 是 $AX = 0$ 的基础解系, 因此根据齐次线性方程组反问题的解法可以得到 A , 然后令 $b = A\alpha_1$ 即可符合题意.

下面我们来看一个具体的例子来运用上面介绍的方法:

例 15.12

已知 $\alpha_1 = (1, 2, -1, 0, 4)^T$, $\alpha_2 = (-1, 3, 2, 4, 1)^T$, $\alpha_3 = (2, 9, -1, 4, 13)^T$, 且有 $W = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$.

1. 求以 W 为解空间的一个齐次线性方程组;
2. 求以 $W' = \{\eta + \alpha \mid \alpha \in W\}$ 为解集的一个非齐次线性方程组, 其中 $\eta = (1, 2, 1, 2, 1)^T$.

解

首先我们通过求解极大线性无关组的方法可以得到, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 的极大线性无关组是 α_1, α_2 . 然后我们基于此根据前面两个例题介绍的方法, 我们有如下求解过程:

1. 设所求的齐次线性方程组为 $AX = 0$, 令 $B = (\alpha_1, \alpha_2)$, 解线性方程组 $B^T X = 0$, 得到其基础解系为

$$\beta_1 = (7, -1, 5, 0, 0)^T, \beta_2 = (8, -4, 0, 5, 0)^T, \beta_3 = (-2, -1, 0, 0, 1)^T,$$

令 $A^T = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)$ 即可, 即

$$A = \begin{pmatrix} 7 & -1 & 5 & 0 & 0 \\ 8 & -4 & 0 & 5 & 0 \\ -2 & -1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

$$\text{故所求的线性方程组为 } \begin{cases} 7x_1 - x_2 + 5x_3 = 0 \\ 8x_1 - 4x_2 + 5x_4 = 0 \\ -2x_1 - x_2 + x_5 = 0 \end{cases}.$$

2. 这一问可以利用前面例子中给出的方法, 具体步骤不在此赘述 (注意因为 η 不在 W 中, 因此 W' 中可以有三个线性无关向量, 不可想当然认为只有 $\alpha_2 - \alpha_1$ 是 $AX = 0$ (设 A 为本题要求的方程组的系数矩阵) 的解). 我们这里给出更简单的方法, 读者只需回顾根据 **定理 15.5** 即可发现奥秘. 事实上, 将 $x_1 = 1, x_2 = 2, x_3 = 1, x_4 = 2, x_5 = 1$ 代入有 $7x_1 - x_2 + 5x_3 = 10, 8x_1 - 4x_2 + 5x_4 = 10, -2x_1 - x_2 + x_5 = -3$, 因此 η 就是方程组 $\begin{cases} 7x_1 - x_2 + 5x_3 = 10 \\ 8x_1 - 4x_2 + 5x_4 = 10 \\ -2x_1 - x_2 + x_5 = -3 \end{cases}$ 的一个特解, 从而根据 **定理 15.5** 可以知道上述方程组符合题意.

事实上, 这里求出的线性方程组不一定唯一, 但我们会发现解出的不同线性方程组的系数矩阵之间都可以通过初等行变换相互转化, 即这些线性方程组是等价的.

内容总结

在这一讲中我们综合了之前所学的知识, 结束了关于线性方程组一般理论的讨论. 我们首先在讨论了线性方程组有解的充要条件, 然后讨论了有解前提下唯一解和无穷解的条件, 事实上我们几乎所有关于有解、无解、唯一解的讨论至此意已尽.

接下来我们进一步讨论了齐次与非齐次线性方程组解的结构. 齐次线性方程组的解空间非常基本, 因为它构成了线性空间, 它的维数我们也利用线性映射基本定理得出. 而非齐次线性方程组的所有解则是齐次线性方程组解空间的平移 (实际上就是所谓仿射子集), 我们也在各条性质以及例子中看到了其与对应的齐次线性方程组的解的关联, 以及解的线性相关性等.

除此之外, 我们利用上面讨论的定理和性质, 结合之前所学的一些秩不等式讨论了线性方程组理论的一些应用, 这一节中的内容非常重要, 请务必掌握. 最后我们也讨论了四个与线性方程组有关的问题, 在题型一般解法的讨论中给出了一些定理的证明, 希望读者能在证明中体会本节需要各位熟练运用和理解的证明方法.

至此, 线性方程组的一般理论意已尽, 事实上这代表着代数的一个分支的研究基本结

束. 但还有很多任务等着我们, 让我们先休息一下, 走入下一讲史海拾遗对历史的介绍, 在闪耀着无数数学家智慧光芒的故事里, 开启我们对未竟工作的探索.

习题

即使我说二二得四, 三三见九, 也没有一字不错. 这些既然都错, 则绅士口头的二二得七, 三三见千等等, 自然就不错了.

——鲁迅, 《朝花夕拾》

A 组

1. 证明以下关于线性方程组解的理论的基本定理:

第一组 (齐次线性方程组解空间的一般理论)

- (1) 设矩阵 $A \in \mathbf{M}_{m \times n}(\mathbf{F})$, 若 $r(A) = r$, 则齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解空间 $N(A)$ 是 \mathbf{F}^n 的一个 $n - r$ 维子空间.
- (2) 设 A 为 $m \times n$ 矩阵, 则
 - i. 齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 只有零解等价于 $r(A) = n$;
 - ii. 齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 有非零解 (无穷解) 等价于 $r(A) < n$.
- (3) 设 A 为 n 阶矩阵, 则
 - i. 齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 只有零解等价于 $|A| \neq 0$;
 - ii. 齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 有非零解 (无穷解) 等价于 $|A| = 0$.

第二组 (非齐次线性方程组解空间的一般理论)

- (4) 对于非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$, 下列命题等价:
 - i. $AX = \mathbf{b}$ 有解;
 - ii. $\mathbf{b} \in R(A)$, 即 \mathbf{b} 可被 A 的列向量组线性表示;
 - iii. $r(A, \mathbf{b}) = r(A)$, 即增广矩阵的秩等于系数矩阵的秩.

第三组 (线性方程组解的结构的一般理论)

- (5) 设 X_1, X_2, \dots, X_s 为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的一组解, 则 $k_1 X_1 + k_2 X_2 + \dots + k_s X_s$ 也为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解, 其中 k_1, k_2, \dots, k_s 为任意常数.
- (6) 设 η_0 为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的一个解, X_1, X_2, \dots, X_s 为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的一组解, 则 $k_1 X_1 + k_2 X_2 + \dots + k_s X_s + \eta_0$ 也为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的解.

- (7) 设 η_1, η_2 为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的两个解, 则 $\eta_2 - \eta_1$ 为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解.
- (8) 设 X_1, X_2, \dots, X_s 为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的一组解, 则 $k_1X_1 + k_2X_2 + \dots + k_sX_s$ 也为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的解的充分必要条件是 $k_1 + k_2 + \dots + k_s = 1$.
- (9) 设 X_1, X_2, \dots, X_s 为非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的一组解, 则 $k_1X_1 + k_2X_2 + \dots + k_sX_s$ 为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解的充分必要条件是 $k_1 + k_2 + \dots + k_s = 0$.
判断以下关于线性方程组解的理論的说法是否正确并说明理由:

第四组 (一些经典的判断题)

- (10) 方程组 $AX = \mathbf{b}$ 有唯一解等价于方程组 $AX = \mathbf{0}$ 只有零解.
- (11) 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, B 是 $n \times s$ 矩阵, 若 $AB = O$, 则 B 的列向量为方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解.
- (12) 设 A 是 n 阶非零矩阵, 则存在非零矩阵 B , 使得 $AB = O$ 等价于 $r(A) < n$.
- (13) 方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的解为 $BX = \mathbf{0}$ 的解, 则 $r(A) \geq r(B)$.
- (14) 方程组 $AX = \mathbf{0}$ 与 $BX = \mathbf{0}$ 为同解方程组等价于 $r(A) = r(B)$.
2. 设 A 为四阶矩阵, $r(A) < 4$, 且 $A_{21} \neq 0$, 求方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的通解.
3. 设 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$ 为四阶矩阵, 方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的通解为 $X = k(1, 0, -4, 0)^T$, 求 $A^*X = 0$ 的基础解系.
4. 设 A 为 n 阶实矩阵, $W = \{\beta \in \mathbf{R}^n \mid \alpha^T A \beta = 0, \forall \alpha \in \mathbf{R}^n\}$, 证明:
- (1) $\dim W + r(A) = n$;
- (2) W 为 \mathbf{R}^n 的子空间.
5. 已知 4 级方阵 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$ 的列向量 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_4$ 线性无关, 且 $\alpha_1 = 2\alpha_2 - \alpha_3$, 若 $\beta = \alpha_1 - \alpha_2 + 3\alpha_4$, 求方程组 $AX = \beta$ 的通解.
6. 设四元非齐次线性方程组的系数矩阵的秩为 3, 已知 η_1, η_2, η_3 是它的三个解向量, 且 $\eta_1 = (2, 3, 4, 5)^T, \eta_2 + \eta_3 = (1, 2, 3, 4)^T$, 求该方程组的通解.
7. 设 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 是 n 元非齐次线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 的三个线性无关的解, 且 $r(A) = n-2$, 求:
- (1) 导出组 $AX = \mathbf{0}$ 的一个基础解系;
- (2) $AX = 2\mathbf{b}$ 的一般解.
8. 已知 A 是一个 $s \times n$ 矩阵, 证明: 线性方程组 $AX = \mathbf{b}$ 对任意列向量 $\mathbf{b}_{s \times 1}$ 都有解的充要条件是 A 行满秩.

9. 设 A, B 分别是 $m \times n$ 和 $n \times s$ 矩阵, 且 $r(B) = n$, 证明: 若 $AB = O$, 则 $A = O$.
10. 设 $A \in \mathbf{F}^{m \times n}, B \in \mathbf{F}^{(n-m) \times n}$ ($m < n$), V_1, V_2 分别为齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 和 $BX = \mathbf{0}$ 的解空间, 证明: $\mathbf{F}^n = V_1 \oplus V_2$ 的解的充要条件是 $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} X = \mathbf{0}$ 只有零解.
11. 齐次线性方程组

$$\begin{cases} x_2 + ax_3 + bx_4 = 0 \\ -x_1 + cx_3 + dx_4 = 0 \\ ax_1 + cx_2 - ex_4 = 0 \\ bx_1 + dx_2 + ex_3 = 0 \end{cases}$$

的一般解以 x_3, x_4 作为自由未知量.

- (1) 求 a, b, c, d, e 满足的条件;
- (2) 求齐次线性方程组的基础解系.

B 组

1. 证明: $A^2 = E \iff r(A + E) + r(A - E) = n$.
2. 设 A 为 $m \times n$ 矩阵, $r(A) = m$, B 是 m 阶可逆矩阵, 已知 A 的行空间 $R(A^T)$ 是方程组 $CX = \mathbf{0}$ 的解空间, 证明: BA 的行向量也是 $CX = \mathbf{0}$ 的一个基础解系.
3. 设 A 是 n 阶矩阵, 且 $A_{11} \neq 0$, 证明: 方程组 $AX = \mathbf{b}$ (\mathbf{b} 为非零向量) 有无穷多解的充要条件为 $A^* \mathbf{b} = \mathbf{0}$.
4. 若 n 阶矩阵 A 的各行、各列元素之和都为 0, 证明: $|A|$ 的所有元素的代数余子式都相等.
5. 已知 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 是齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 的一组基础解系, 向量组

$$\beta_1 = t_1 \alpha_1 + t_2 \alpha_2, \beta_2 = t_1 \alpha_2 + t_2 \alpha_3, \dots, \beta_{s-1} = t_1 \alpha_{s-1} + t_2 \alpha_s$$

试问当实数 t_1, t_2 满足何条件时, $AX = \mathbf{0}$ 有基础解系包含向量 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{s-1}$, 并写出该基础解系中的其余向量.

6. (注: 本题一般形式在教材第六章补充题 1) 已知线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1,2n}x_{2n} = 0 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2,2n}x_{2n} = 0 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{n,2n}x_{2n} = 0 \end{cases}$$

的一个基础解系为 $(b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1,2n})^T, (b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2,2n})^T, \dots, (b_{n1}, b_{n2}, \dots, b_{n,2n})^T$, 求解线性方程组

$$\begin{cases} b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + \cdots + b_{1,2n}x_{2n} = 0 \\ b_{21}x_1 + b_{22}x_2 + \cdots + b_{2,2n}x_{2n} = 0 \\ \vdots \\ b_{n1}x_1 + b_{n2}x_2 + \cdots + b_{n,2n}x_{2n} = 0 \end{cases}.$$

7. 设 $A, B \in \mathbf{F}^{n \times n}$, 且 $r(A) = r, r(B) = s, r\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} = k$.

- (1) 证明: 满足 $AX = O$ 的 n 阶方阵 X 全体构成 $\mathbf{F}^{n \times n}$ 的子空间, 并求其维数;
- (2) 令满足 $AX = O$ 的 n 阶方阵 X 全体构成的子空间为 V_1 , 满足 $BX = O$ 的 n 阶方阵 X 全体构成的子空间为 V_2 , 求 $V_1 + V_2$ 的维数.

8. 设 A 是元素全为 1 的 n 阶方阵.

- (1) 求行列式 $|aE + bA|$, 其中 a, b 为实常数;
- (2) 已知 $1 < r(aE + bA) < n$, 试确定 a, b 满足的条件, 并求下列线性子空间的维数:

$$W = \{x \mid (aE + bA)x = 0, x \in \mathbf{R}\}.$$

9. 已知线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

的系数矩阵与

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} & b_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} & b_n \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_n & 0 \end{pmatrix}$$

秩相等, 求证: 上述线性方程组有解.

10. 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, \mathbf{b} 和 X 为 m 元列向量, Y 为 n 元列向量, 证明:

- (1) 若 $AY = \mathbf{b}$ 有解, 则 $A^T X = \mathbf{0}$ 的任一组解都满足 $\mathbf{b}^T X = 0$;

(2) 方程组 $AY = \mathbf{b}$ 有解的充要条件是方程组 $\begin{pmatrix} A^T \\ \mathbf{b}^T \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ 1 \end{pmatrix}$ 无解 (其中 $\mathbf{0}$ 是 n 元零向量) .

11. 判断: 设 A 是复数域上 $m \times n$ 阶矩阵, 则矩阵秩 $r(A^T A) = r(A)$.

12. 证明: 对于 $m \times n$ 实矩阵 A , 方程 $A^T A X = A^T \mathbf{b}$ 总是有解, 且 A 为方阵时, $A^T A X = \mathbf{0}$ 和 $A X = \mathbf{0}$ 同解. 当 $r(A) = n$ 时求其解, 并证明 $A(A^T A)^{-1} A^T$ 是幂等的对称矩阵.

13. 设 A, B, C 为 n 阶实方阵, 且 $BAA^T = CAA^T$, 证明: $BA = CA$.

14. 设 A 为数域 \mathbf{F} 上的 n 阶方阵, 又设线性空间 \mathbf{F}^n 的两个子空间为 $W_1 = \{X \in \mathbf{F}^n \mid AX = \mathbf{0}\}$, $W_2 = \{X \in \mathbf{F}^n \mid (A - E)X = \mathbf{0}\}$. 证明: $A^2 = A \iff \mathbf{F}^n = W_1 \oplus W_2$.

15. n 阶方阵 A, B 满足 $AB = BA$, 证明: $r(AB) + r(A + B) \leq r(A) + r(B)$.

16. 请按序证明以下结论:

(1) A, B 分别是 $s \times m, m \times n$ 矩阵, 则 $ABX = \mathbf{0}$ 与 $BX = \mathbf{0}$ 同解的充要条件是 $r(AB) = r(B)$;

(2) A, B 分别是 $s \times m, m \times n$ 矩阵, 且 $r(AB) = r(B)$, 则对任意的 $n \times t$ 矩阵都有 $r(ABC) = r(BC)$;

(3) 设 A 是 n 阶方阵, 则存在正整数 k 使得 $r(A^k) = r(A^{k+1}) = r(A^{k+2}) = \dots$, 且对任意正整数 m , 有 $r(A^n) = r(A^{n+m})$.

17. 如果齐次线性方程组

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + bx_3 - x_4 + x_5 = 0 \\ 2x_1 + 3x_2 + x_3 + x_4 - 2x_5 = 0 \\ x_2 + ax_3 + 3x_4 - 4x_5 = 0 \\ -3x_1 - 3x_2 - 3bx_3 + bx_4 + (a+2)x_5 = 0 \end{cases}$$

的解空间是 3 维的, 试求 a, b 的值与解空间的基. 解空间可能为 2 维吗?

18. 设 W_1, W_2 分别为 n 元齐次线性方程组 $AX = \mathbf{0}$ 和 $BX = \mathbf{0}$ 的解空间, 试构造两个 n 元齐次线性方程组, 使它们的解空间分别为 $W_1 \cap W_2$ 和 $W_1 + W_2$.

19. 已知方程组 $\begin{cases} x_1 + x_2 + ax_3 + x_4 = 1 \\ -x_1 + x_2 - x_3 + bx_4 = 2 \\ 2x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = c \end{cases}$ 与 $\begin{cases} x_1 + x_4 = -1 \\ x_2 - 2x_4 = d \\ x_3 + x_4 = e \end{cases}$ 同解, 求 a, b, c, d, e .

20. 设有两个非齐次线性方程组 (1) 和 (2), 它们的通解分别是 $X = \gamma + t_1\eta_1 + t_2\eta_2 = \delta + k_1\xi_1 + k_2\xi_2$. 其中 $\gamma = (5, -3, 0, 0)^T, \eta_1 = (-6, 5, 1, 0)^T, \eta_2 = (-5, 4, 0, 1)^T, \delta = (-11, 3, 0, 0)^T, \xi_1 = (8, -1, 1, 0)^T, \xi_2 = (10, -2, 0, 1)^T$, 求这两个方程组的公共解.

21. 若方程组
$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_1 + 2x_2 + ax_3 = 0 \\ x_1 + 4x_2 + a^2x_3 = 0 \end{cases}$$
 与 $x_1 + 2x_2 + x_3 = a - 1$ 有公共解, 求 a 的值及所有公共解.

C 组

- 用方程组的理论证明: 一个 n 次多项式不可能有多于 n 个不同的根.
- 相容 (即有解) 的线性方程组 $AX = b$ 在怎样的条件下, 其解中第 k 个未知量 x_k 都是同一个值? 你给的条件是否是充分必要的?
- 已知 A 是 n 阶对称矩阵, β 为 n 元非零列向量, $B = \begin{pmatrix} A & \beta \\ \beta^T & 0 \end{pmatrix}$, 证明:
 - 若 $r(A) = n$, 则 B 可逆的充要条件是 $\beta^T A^{-1} \beta \neq 0$;
 - 若 $r(A) = r$, 则 $r(B) = r$ 的充要条件是方程组 $\begin{cases} AX = \beta \\ \beta^T X = 0 \end{cases}$ 有解;
 - 若 $r(A) = n - 1$, 则 B 可逆的充要条件是 $AX = \beta$ 无解.
- 讨论 b_1, b_2, \dots, b_n ($n \geq 2$) 满足什么条件时, 下列方程组

$$\begin{cases} x_1 + x_2 = b_1 \\ x_2 + x_3 = b_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} + x_n = b_{n-1} \\ x_n + x_1 = b_n \end{cases}$$

有解, 并求解.

- 已知 A 是 $s \times n$ 矩阵, B 是 $m \times n$ 矩阵, X, a, b 分别是 n, s, m 元列向量, 证明:
 - 齐次线性方程组 $AX = 0$ 和 $BX = 0$ 同解的充要条件是 A 与 B 行向量等价 (列向量不一定);
 - 齐次线性方程组 $AX = 0$ 和 $BX = 0$ 解空间分别为 V_1, V_2 , 证明: $V_1 \subseteq V_2$ 的充要条件是存在 $m \times s$ 矩阵 C 使得 $B = CA$;

- (3) 线性方程组 $AX = \mathbf{a}$ 的解都是 $BX = \mathbf{b}$ 的解的充要条件是增广矩阵 (B, \mathbf{b}) 的每个行向量都可以被 (A, \mathbf{a}) 的行向量线性表示;
- (4) 线性方程组 $AX = \mathbf{a}$ 与 $BX = \mathbf{b}$ 同解的充要条件是 (A, \mathbf{a}) 与 (B, \mathbf{b}) 行向量等价.

通过前面十余讲的讨论，我们已经将线性代数的一个核心问题——有关线性方程组的解的一般理论完成，其意已尽。“历史是一面镜子，它照亮现实，也照亮未来。”我们很有必要抓住这一时机来完整讨论有关于线性代数的历史，循着历代数学家的脚步重新审视所学的内容，再次感受其中逻辑的自然与顺畅。很多时候，知道一件事情为什么、怎么来的更为可贵。另一方面，我们也将史海中搜寻整个数学大厦中与线性代数紧密相连的部分，开始我们后一阶段更多“未竟之美”的讨论。

提示：本讲中可能出现大量未学习的内容，事实上很多是后续会学习的，也有部分是非常前沿的介绍。读者可以留个印象，日后再回过头来看，一定会感觉无比亲切。

16.1 起点：初等代数

16.1.1 初等代数简介

代数的英语为 algebra，源于阿拉伯语单字“al-jabr”（本义为“重聚”），出自《代数》（阿拉伯语：al-Kitāb al-muḥtaṣar fī ḥisāb al-ğabr wa-l-muqābala）这本书的书名上，意指移项和合并同类项之计算的摘要，其为波斯回教数学家花拉子米于 820 年所著。

事实上，初见代数一词我们脑海中便会浮现出小学、初中阶段老师反复强调的“用字母表示数”的思想，“一元一次方程”、“合并同类项”、“因式分解”等熟悉的词汇也会出现在眼前。事实也是如此，初等代数的由来正是用字母表示数后，得到了一系列方程和多项式的有趣问题。

亚历山大港的丢番图（Dióphantos ho Alexandreús，公元 200–284），是罗马时代的数学家。大部分有关丢番图生平的信息来源于 5 世纪时希腊人梅特罗多勒斯（Metrodorus）在其文集中收录的一篇具有数学谜题性质的《丢番图墓志铭》：

坟中安葬着丢番图.

多么令人惊讶, 它忠实地记录了所经历的道路.

上帝给予的童年占六分之一,

又过十二分之一, 两颊长胡,

再过七分之一, 点燃起结婚的蜡烛.

五年之后天赐贵子,

可怜迟到的宁馨儿, 享年仅及其父之半, 便进入冰冷的墓.

悲伤只有用数论的研究去弥补,

又过四年, 他也走完了人生的旅途.

据此列一元一次方程可知, 丢番图享寿 84 岁, 于 33 岁时成婚, 38 岁时生子, 80 岁时丧子. 丢番图作著的丛书《算术》(Arithmetica) 处理求解代数方程组的问题, 其中有不少已经遗失, 但他的研究在数论中占有重要地位, 如丢番图方程、丢番图几何、丢番图逼近等都是数学里的重要领域. 我们简要展开丢番图方程的讨论:

定义 16.1

形如

$$a_1x_1^{b_1} + a_2x_2^{b_2} + \cdots + a_nx_n^{b_n} = c, \quad a_i, b_i, c \in \mathbf{Z} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

的方程称为丢番图方程 (或不定方程).

简而言之, 丢番图方程就是未知数只能使用整数的整数系数多项式等式, 虽然定义看起来十分简单, 学过初等数论的同学应当有些熟悉 (事实上在之后的讨论中我们可以看到初等代数与初等数论之间是紧密联系的), 但可以说这一方程在数学史上留下了浓墨重彩的一笔. 后来当法国数学家费马研究《算术》一书时, 对其中某个方程颇感兴趣并认为其无解, 说他对此 “已找到一个绝妙的证明”, 但却没有记录下来, 直到三个世纪后才出现完整的证明. 我们这里简要介绍这一定理, 即费马大定理:

定理 16.1

丢番图方程 $x^n + y^n - z^n = 0$ 在 $n > 2$ 时无正整数解.

自费马提出猜想的三百余年以来, 无数数学家为证明费马大定理而费尽心血, 直至 1995 年, 英国数学家安德鲁·怀尔斯 (Andrew Wiles) 最终给出了证明. 这一证明使用了代数数论、代数几何等大量现代数学工具. 如果读者有兴趣自行搜索费马大定理证明的历史, 我们可以看到对这一看似简单定理的证明的不懈追求推动了现代数学的发展, 可谓

是意义重大. 或许在数学史中这些中间过程不过是短短的一行文字描述, 但这就是人类探索真理的历程的缩影.

或许阅读这一讲义的很多同学都来源于计算机相关专业, 我们这里还可以简要介绍丢番图方程与理论计算机的关联. 1900 年, 希尔伯特提出丢番图问题的可解答性为他在巴黎的国际数学家大会演说中所提出的 23 个重要数学问题的第十题. 这个问题是对于任意多个未知数的整系数不定方程, 要求给出一个可行的算法, 使得借助于它通过有限次运算, 可以判定该方程有无整数解.

第十问题的解决是众人集体的智慧结晶. 其中美国数学家马丁·戴维斯(Martin Davis)、希拉里·普特南(Hilary Putnam)和朱莉娅·罗宾逊(Julia Robinson)做出了突出的贡献. 而最终的结果, 是由俄国数学家尤里·马季亚谢维奇(Yuri Matiyasevich)于 1970 年所完成的: 不可能存在一个算法能够判定任何丢番图方程是否有解. 这一问题涉及到“可计算性”的问题, 相关的讨论读者在学习计算理论后将有进一步的了解. 想必读者听闻过罗素悖论或理发师悖论, 或者是图灵停机问题, 这些都与可计算性密不可分. 实际上, “可计算性”与人类逻辑与知识的边界密切相关——这显然是个异常宏大的主题, 留待后人不断探索.

16.1.2 西方初等代数发展史简述

我们回到对于初等代数历史的讨论——刚刚我们显然有些跳脱了, 但这些讨论对于了解数学之美也是必要的. 在古代西方, 还有几个重要的时间节点值得提及:

1. 公元前 1800 年左右, 旧巴比伦斯特拉斯堡泥板书中记述其寻找著二次椭圆方程的解法;
2. 公元前 1600 年左右, 普林顿 322 号泥板书中记述了以巴比伦楔形文字写成的勾股数列表;
3. 公元前 800 年左右, 印度数学家包德哈亚那在其著作《包德哈尔那绳法经》中以代数方法找到了勾股数, 给出了一些二次方程的几何解法, 且找出了两组丢番图方程组的正整数解;
4. 公元前 300 年左右, 在《几何原本》的第二卷里, 欧几里德给出了有正实数根之二次方程的解法, 使用尺规作图的几何方法;
5. 公元前 100 年左右, 写于古印度的巴赫沙里手稿中使用了以字母和其他符号写成的代数标记法, 且包含有三次与四次方程, 多达五个未知量的线性方程之代数解, 二次方程的一般代数公式, 以及不定二次方程与方程组的解法.

此为丢番图之前的初等代数发展重要节点, 蕴含着古人朴素的智慧. 丢番图之后, 499 年, 印度数学家阿耶波多在其所著之阿耶波多书里以和现代相同的方法求得了线性方程的

自然数解，描述不定线性方程的一般整数解，给出不定线性方程组的整数解，而描述了微分方程；628 年，印度数学家婆罗摩笈多在其所著之梵天斯普塔释哈塔中，介绍了用来解不定二次方程的宇宙方法，且给出了解线性方程和二次方程的规则。他发现二次方程有两个根，包括负数和无理数根。

此后便迎来一个更为重要的时间节点。820 年，代数（algebra）一词出现，其描述于波斯数学家花拉子米所著之完成和平衡算法概要中对于线性方程与二次方程系统性的求解方法。花拉子米常被认为是“代数之父”，其大多数的成果简化后会被收录在书籍之中，且成为现在代数所用的许多方法之一。990 年左右，波斯阿尔卡拉吉在其所著之 al-Fakhri 中更进一步地以扩展花拉子米的方法论来发展代数，加入了未知数的整数次方及整数开方。他将代数的几何运算以现代的算术运算代替，定义了单项式并给出了任两个单项式相乘的规则。

此后，初等代数的发展逐步向着现代符号体系与研究方法发展，逐渐演化为了两个方向的问题的讨论：

1. 未知数更多的一次方程组的解；
2. 未知数次数更高的高次方程的解。

前者与我们的主角：线性代数相关，而后者则引发了另一个学科——抽象代数的开端。初等代数学逐步解决了 2、3、4 次方程求解问题，这些方程的解都可用系数的四则运算与根式运算给出，即可用根式解这些方程，此时初等代数也因此而达到顶峰。但当时的数学家们继续探索 5 次与 5 次以上方程的解也试图用根式解出这些方程，经过 200 余年却无重要进展，直到 19 世纪抽象代数的发展才有了转机，后续我们也将介绍这其中的故事。

16.1.3 中国初等代数发展史简述

在本节的最后，我们将视角转向东方，总结古代中国人在初等代数学中作出的贡献。相信读者都十分熟悉这一问题：

今有雉兔同笼，上有三十五头，下有九十四足，问雉兔各几何？

这是《孙子算经》（不晚于 473 年）中提出的著名的鸡兔同笼问题。在《孙子算经》中还提出了读者在初等数论中就已十分熟悉的“中国剩余定理”，直至现代的密码学研究也无法离开这一重要定理。

实际上，早在《孙子算经》出现前 500 年左右（公元前 100 年左右），中国古代数学名著《九章算术》中便处理了代数方程的问题。其中的“方程章”是世界上最早的系统研究代数方程的专门论著。它在世界数学历史上最早创立了多元一次方程组的筹式表示方法，以

及它的多种求解方法.《九章算术》把这些线性方程组的解法称为“方程术”，其实质相当于现今的高斯消元法（早于高斯约 1900 年）.

除去线性方程组的贡献，在高次方程方面，中国古代也有相当丰富的成果. 625 年左右，中国数学家王孝通在《缉古算经》中找出了三次方程的数值解；1247 年，南宋数学家秦九韶在《数书九章》中用秦九韶算法解一元高次方程. 1248 年，金朝数学家李冶的《测圆海镜》利用天元术将大量几何问题化为一元多项式方程，是一部几何代数化的代表作. 1300 年左右，中国数学家朱世杰处理了多项式代数，发明四元术解答了多达四个未知数的多项式方程组，发明非线性多元方程的消元法，将相关多项式进行乘法、加法和减法运算，逐步消元，将多元非线性方程组化为单个未知数的高次多项式方程；并以数值解出了 288 个四次、五次、六次、七次、八次、九次、十次、十一次、十二次和十四次多项式方程.

16.2 演化：线性代数的产生与发展

如前所述，初等代数经过数个世纪的发展逐渐演化为了两个大的方向：未知数更多的一次方程组和未知数次数更高的高次方程. 在这两个方向上的发展，使得代数学发展到高等代数的阶段，上面两个方向简而言之就是现在大家熟悉的线性方程组理论（线性代数）和多项式理论（以致后来的抽象代数）. 本节我们主要讨论前者，后者我们将在下一节中讨论.

16.2.1 行列式与 Cramer 法则的引入

在这一部分，我们首先将重点介绍线性方程组理论的开山鼻祖——莱布尼茨. 莱布尼茨 (Gottfried Wilhelm Leibniz, 1646–1716)，德国自然科学家、数学家、物理学家、历史学家和哲学家，和牛顿同为微积分的创建人. 他博览群书，涉猎百科，对丰富人类的科学知识宝库做出了不可磨灭的贡献，行列式与线性方程组理论是他留给人类的财富中很小但很重要的一部分.

莱布尼茨的第一个大的贡献便是引入了新符号. 莱布尼兹首先创立了采用两个记号的双标码记法，他在方程中使用系数 10, 11, 12; 20, 21, 22; 30, 31, 32，因为两个数字各有所指，所以相当于现代数学中方程系数符号的下标，即相当于 a_{10}, a_{11}, \dots 的下标. 莱布尼兹在 1693 年给洛必达的一封信中给出了一个方程组：

$$\begin{cases} 10 + 11x + 12y = 0 \\ 20 + 21x + 22y = 0 \\ 30 + 31x + 32y = 0 \end{cases}$$

事实上，这一方程组有两个未知量和三个方程，当常数项不全为 0 时，这是一个非齐

次线性方程组. 然后莱布尼茨首先对第一行和第二行消去变量 y , 有

$$10 \cdot 22 + 11 \cdot 22x - 12 \cdot 20 - 12 \cdot 21x = 0,$$

然后对第一行和第三行消去变量 y , 有

$$10 \cdot 32 + 11 \cdot 32x - 12 \cdot 30 - 12 \cdot 31x = 0,$$

对上述两式消去 x , 有

$$10 \cdot 21 \cdot 32 + 11 \cdot 22 \cdot 30 + 12 \cdot 20 \cdot 31 - 12 \cdot 21 \cdot 30 - 11 \cdot 20 \cdot 32 - 10 \cdot 22 \cdot 31 = 0,$$

事实上, 这一式与现在我们所熟知的行列式形式

$$\begin{vmatrix} 10 & 11 & 12 \\ 20 & 21 & 22 \\ 30 & 31 & 32 \end{vmatrix} = 0$$

完全一致. 回顾线性方程组有解的条件, 即 $(10, 20, 30)^T$ 可以由 $(11, 21, 31)^T, (12, 22, 32)^T$ 线性表示, 因此上面行列式等于 0 是方程组有解的必要条件, 即莱布尼茨通过消元法解出了现在线性方程组有解的一个必要条件.

进一步地, 莱布尼茨用记号 $\overline{1 \cdot 2 \cdot 3 \cdot 4}$ 表示现在的四阶行列式. 莱布尼兹说式 $\overline{1 \cdot 2 \cdot 3 \cdot 4}$ 由 $4! = 24$ 项组成, 这些项可以由其中某一项指数的所有置换而得到. 这里为了叙述的完整性, 我们先给出置换的相关定义:

定义 16.2 置换

一个集合 S 的**置换**是一个从 S 到 S 的双射 $p: S \rightarrow S$.

例 16.1

设 $S = \{1, 2, 3\}$, 定义 $p(1) = 2, p(2) = 3, p(3) = 1$ 是 S 的一个置换, 因为它是从 S 到 S 的双射. 我们通常将其记为 $p_1 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \end{pmatrix}$, 上面一行是按顺序排列的 S 的元素, 下一行是按置换后的顺序排列的 S 的元素.

同理 $p_2 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 3 & 2 \end{pmatrix}, p_3 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$ 都是 S 的置换.

由此我们发现, 对于有限集合 S 而言, 其上的置换就是集合中元素多次对换位置, 这里所谓的对换就是将两个元素交换. 当一个置换可以表示成连续偶数个对换时, 称其为偶

置换，否则称其为奇置换. 例如， p_1 是偶置换，因为我们要先交换 1,2 得到 2,1,3 然后交换 1,3 得到结果. 同理， p_2 是奇置换， p_3 是偶置换.

莱布尼茨在文章中表示，由 11, 22, 33, 44 的第二位数通过偶置换得到的那些项有相同的符号（取正号），其余取相反的符号（负号）. 本质上，莱布尼兹知道现代一个行列式的一个组合定义，区别仅在于根据奇偶置换所确定的符号规则被逆序数代替，并且柯西也将这一低阶行列式的情形扩展为了一般的 n 阶情形，我们将在介绍柯西时给出相关的结论，届时我们也将进一步完善上面对于奇偶置换的讨论.

除此之外，基于这一“行列式”的定义此莱布尼茨也给出了最原始的 Cramer 法则，因此可以称为这一方向理论的鼻祖. 然而，莱布尼茨的很多工作都是后来（1850 年左右）才被人们发现的，所以他的方法对后来其他数学家提出的规则几乎没有影响. 事实上，同时代的日本数学家关孝和在著作《解伏题之法》中也提出了行列式的概念与算法. 而在 Cramer 法则上，麦克劳林和 Cramer 的工作更早被人们认识到.

麦克劳林 (Maclaurin, 1698–1746) 是 18 世纪英国最具有影响的数学家之一. 他自幼聪慧勤奋，11 岁便步入大学校门，17 岁就以有关引力研究的论文获硕士学位，19 岁受聘为阿伯丁马里沙尔学院数学教授，21 岁当选为英国皇家学会会员. 麦克劳林最为读者熟知的贡献想必是麦克劳林级数展开式，实际上他还有几何学等方面其他贡献. 线性代数方面，在他 1748 年的遗著《代数论著》(A Treatise of Algebra) 中，麦克劳林最先开创了用行列式的方法来求解含 2 个、3 个和 4 个未知量的联立线性方程组. 遗憾的是，麦克劳林没能进一步给出一个明确的法则来确定符号. 虽然，书中的记法不太好，符号变化的规则又比较模糊，但它确实就是我们今天所使用的 Cramer 法则.

事实上，现在我们所熟知的 Cramer 法则是由瑞士数学家加布里埃尔·克莱姆 (Gabriel Cramer, 1704–1752) 在 1750 年的著作《线性代数分析导言》(Introduction à l'analyse des lignes courbes algébriques) 中给出的. 为了确定经过 5 个点的一般二次曲线的系数，他引入了这一著名的法则，并且因其符号上更为简洁明了的优越性而被人们所接受. 事实上，克莱姆最著名的工作是在 1750 年发表关于代数曲线方面的权威之作. 他最早证明一个第 n 度的曲线是由 $n(n+3)/2$ 个点来决定的.

16.2.2 线性方程组与行列式的进一步研究

在前人工作的基础上，关于线性方程组以及行列式的理论有了更快的发展. 裴蜀 (E. Bézout, 1730–1783)，法国数学家. 曾在海军学校和皇家炮兵学校任教，主要从事代数方程理论的研究并取得一系列的成果. 1764 年，裴蜀发表论文提出了行列式中项的构成规则和符号的形成规则. 他给出了行列式的一个循环构造规律，同时用不同于莱布尼兹、克莱姆的方法，给出了项的构成规则和符号确定规则. 他所作的成就对后来行列式理论的奠基和发展起着非常重要的作用. 同时，裴蜀在该文中证明了含 n 个未知量的 n 个齐次线性方程组有非零解的条件是其“结式”（系数行列式）等于零，跳出了前人对于求解方程组计算

问题的讨论, 转向对一般理论的讨论.

在行列式的发展史上, 第一个对行列式理论做出连贯的逻辑的阐述, 即把行列式理论与线性方程组求解相分离的人, 是法国数学家范德蒙 (A-T. Vandermonde, 1735–1796)——他不仅把行列式应用于解线性方程组, 而且对行列式理论本身进行了开创性研究. 范德蒙自幼在父亲的指导下学习音乐, 但对数学有浓厚的兴趣, 后来终于成为法兰西科学院院士. 他给出了用二阶子式和它们的余子式来展开行列式的法则, 这跳出了前人从线性方程组角度研究行列式的范畴, 因此就对行列式本身这一点来说, 他是这门理论的奠基人. 当然, 范德蒙还有一个读者十分熟知的工作, 便是计算了范德蒙行列式, 这一行列式对于后续的研究有非常重要的地位.

除此之外, 范德蒙的工作也得到了进一步的推广. 1772 年, 拉普拉斯在一篇论文中证明了范德蒙提出的一些规则, 并推广了他的展开行列式的方法, 便有了大家熟知的按多行 (多列) 展开的拉普拉斯定理. 1779 年, 裴蜀 (正是前面所介绍的, 实际上这里介绍的数学家很多都有工作的交织) 发表了一篇《代数方程的一般理论》的文章, 这篇论文给出了解决非齐次线性方程组的方法, 这个方法是他在克莱姆、范德蒙和拉普拉斯行列式理论基础上的总结. 除此之外, 裴蜀在论文中还有其他很多关于行列式理论的发现: 他改进了拉普拉斯展开式的另一个改进形式; 得出了行列式的两行或两列相同则结果为零的结论; 并结合线性方程的消元法得出了著名的“裴蜀定理”等.

接下来对行列式理论做了可谓“大一统”工作的是著名数学家柯西——是的, 又是他, 一个和欧拉、高斯一样无处不在的数学家. 1812 年, 柯西率先使用了双下标的方式表示方程组系数 (即 a_{11} 这样的有两个数字组成的下标), 有趣的是柯西当年还没有使用双竖线的方式表示行列式, 而是采用 $S(\pm a_{11}a_{22}\cdots a_{nn})$ 的形式. 现在为人熟知的双竖线的表示形式是后文将要介绍的矩阵论创始人凯莱在 1841 年率先使用的. 事实上, 柯西给出了与现代行列式定义几乎完全一致的版本. 为了展开叙述柯西的理论, 我们在此进一步讨论有关于置换的概念. 我们来看一个简单的置换

$$p = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 1 & 4 & 5 & 3 \end{pmatrix},$$

我们可以将得到上述置换的过程分为两步. 第一步我们对 1 和 2 进行置换, 得到

$$p_1 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 1 & 3 & 4 & 5 \end{pmatrix},$$

然后我们对 3, 4, 5 进行置换, 但保持上一步中已经改变的 1 和 2 不变, 这一过程可以写为

$$p_2 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 3 \end{pmatrix}.$$

就可以得到 p . 事实上这接续的两步和映射的复合运算含义完全一致. 回忆 $h = g \circ f$, $h(x) = g(f(x))$ 是先对 x 作用 f 然后作用 g , 这里实际上也是对 1, 2, 3, 4, 5 先做了 p_1 的

置换然后做了 p_2 的置换，即 $p = p_1 \circ p_2$ ，写成乘法形式即为

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 1 & 4 & 5 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 1 & 3 & 4 & 5 \end{pmatrix}.$$

实际上，上面的置换 p_1 相当于将 1 变为了 2，然后 2 又变回了 1，这构成了一个长度为 2 的循环。 p_2 相当于将 3 变为了 4，4 变为了 5，然后 5 又变回了 3，因此构成了一个长度为 3 的循环。因此上式也可以改写为

$$p = (3, 4, 5)(1, 2)$$

其中 $(3, 4, 5)$ 就表示从 3 到 4，4 到 5，然后 5 到 3 的循环（事实上 $(4, 5, 3), (5, 3, 4)$ 同理表示同一个循环）， $(1, 2)$ 也是同理。事实上，因为 3, 4, 5 和 1, 2 之间没有元素是重复的，因此可以称它们是不相交的。事实上我们有如下定理，我们不加证明地直接给出：

定理 16.2

S 上的任意置换 p 都可以表示为长度 ≥ 2 且不相交的循环的乘积，且这一分解式在不考虑循环顺序（即上面所说的 $(3, 4, 5)$ 和 $(4, 5, 3)$ 实则表示一个循环）下是唯一确定的。

事实上，我们在前面讲的对换（即两个元素交换顺序）就是长度为 2 的循环。关于对换，我们也有一个重要的结论：

定理 16.3

S 上的任意置换 p 都可以表示为对换的乘积。

实际上这一结论是很直观的， $1, 2, \dots, n$ 的任意置换实际上都可以通过两两交换顺序得到。最愚蠢的方式就是反过来思考如何从任意置换反推到 $1, 2, \dots, n$ ，然后全部顺序调换即可。反推的方式就是首先找到 1 的位置，然后一直向左对换到最左端，然后开始找 2，对换到第二个位置，以此类推，因此这一结论是显然正确的。但接下来的证明将会从另一个角度给出更为丰富的结果：

证明

□

事实上在介绍莱布尼茨的工作时我们就介绍了莱布尼茨利用奇数或偶数次对换作为依据确定行列式定义中每一个排列的乘积前的符号，这里我们给出严谨的关于符号的说明：

定理 16.4 置换的符号

设 p 是 S 上的一个置换, 将 p 分解为对换的乘积:

$$p = p_1 \cdots p_k,$$

则称

$$\tau(p) = (-1)^k$$

为 p 的**符号** (亦称符号差或奇偶性), 它由置换 p 唯一确定且不依赖于对换分解的方法. 此外任取 q, r 也为 S 上的置换, 则有

$$\tau(qr) = \tau(q)\tau(r).$$

证明

□

基于这一定理, 我们可以有如下合理的定义:

定义 16.3

若 $\tau(p) = 1$, 则称 p 为 S 上的偶置换; 若 $\tau(p) = -1$, 则称 p 为 S 上的奇置换.

事实上我们在之前也定义了奇置换和偶置换, 即从顺序排列的数列经过奇数还是偶数次对换可以得到最终的置换出发进行定义. 两个定义实际上是统一的, 统一性由下面这一定理保证:

定理 16.5

设 S 上的置换 p 分解为长为 l_1, l_2, \dots, l_m 的互不相交的循环的乘积, 则

$$\tau(p) = (-1)^{\sum_{k=1}^m (l_k - 1)}.$$

因为对换是长度为 2 的循环, 事实上每一个 $l_i - 1$ 都等于 1. 如果上述定理成立, 那么奇数次的对换将会使得置换符号为 -1 , 因为 -1 的奇数次方, 偶置换则会得到符号为 -1 的偶数次方, 即为 1, 因此两个定义统一.

证明

事实上, 根据定理 16.4, 我们有

$$\tau(p) = \tau(p_1) \cdots \tau(p_m),$$

根据定理 16.3 的证明我们知道, p_i 可以被写为 $l_i - 1$ 个对换的乘积, 因此我们有 $\tau(p_i) = (-1)^{l_i-1}$, 因此有

$$\tau(p) = (-1)^{\sum_{k=1}^m (l_k-1)}.$$

□

接下来我们就要看如何将上述置换的分解与符号的理论用于计算行列式. 柯西从 n 个数 a_1, \dots, a_n 出发, 作乘积 $a_1 \cdots a_n$, 然后类似于范德蒙行列式, 作所有不同元之间的差的积 $\prod_{1 \leq i < j \leq n} (a_j - a_i)$, 得到乘积

$$a_1 \cdots a_n \prod_{1 \leq i < j \leq n} (a_j - a_i) \quad (16.1)$$

柯西对这个乘积中各项所含的幂改写成第二个下标, 例如把 a_2^3 改写为 a_{23} , 把这样改写后得到的表达式定义为一个行列式, 记作 $S(\pm a_{11}a_{22} \cdots a_{nn})$.

我们以 $n = 3$ 为例展示上面的过程. 根据柯西描述的算法, 乘积为

$$\begin{aligned} & a_1 a_2 a_3 (a_2 - a_1)(a_3 - a_1)(a_3 - a_2) \\ &= a_1 a_2^2 a_3^3 - a_1^2 a_2 a_3^3 + a_1^3 a_2 a_3^2 - a_1 a_2^3 a_3^2 + a_1^2 a_2^3 a_3 - a_1^3 a_2^2 a_3 \\ &\triangleq a_{11} a_{22} a_{33} - a_{12} a_{21} a_{33} + a_{13} a_{21} a_{32} - a_{11} a_{23} a_{32} + a_{12} a_{23} a_{31} - a_{13} a_{22} a_{31}. \end{aligned}$$

事实上这与今天我们熟悉的三阶行列式计算公式完全一致, 事实上 n 阶都是一致的. 柯西天才地用一个很简短的抽象公式将前人找到的规律描述了出来, 同时也发明了双下标的表示, 将行列式可以写成 $n \times n$ 的矩形方阵形式, 并且沿用至今.

事实上, 由式 16.1 展开得到的式子中的项不难看出都可以写成如下形式:

$$\prod a_{1p(1)} \cdots a_{np(n)}$$

其中 p 是集合 $S = \{1, 2, \dots, n\}$ 上的一个置换, 因为乘积前面的 $a_1 \cdots a_n$ 会保证每一个数都出现, 而后面的乘积由排列组合的知识可知只有 a_1, \dots, a_n 的次数分别为 $0, 1, \dots, n-1$ 的一个置换才会留下来且前面的系数为 1 或 -1 . 接下来便有一个问题, 即前面的系数究竟是 1 还是 -1 . 柯西使用的方法与前面介绍的几乎完全一致! 他就是通过计算 $(-1)^{\sum_{k=1}^m (l_k-1)}$ 这一方式判断的, 其中 l_k 是上述置换 p 进行循环分解后各项的长度. 基于此, 我们有行列式定义如下:

定义 16.4

n 阶行列式

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = \sum_{p \in S_n} \tau(p) \prod_{i=1}^n a_{ip(i)},$$

其中 S_n 是集合 $S = \{1, 2, \dots, n\}$ 上置换的全体, $\tau(p)$ 是置换 p 的符号.

在很多教科书上, 这一定义也被称为逆序数定义, 这是因为置换的符号实际上也可以视为所谓“逆序对”个数的体现. 那么何为逆序对呢? 其实一对数就是 (a_i, a_j) , 其中 $i < j$, 当 $a_i > a_j$ 时, 我们称这一对数为逆序对. 例如, 对于置换

$$p = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 3 & 1 & 2 \end{pmatrix},$$

$(3, 1)$ 和 $(3, 2)$ 都是逆序对, 因为 3 在 1 前面但比 1 大, 3 在 2 前面但比 2 大. 而数对 $(1, 2)$ 则是顺序对, 因为 1 在 2 前面且比 2 小, 这与原先 1, 2, 3 的排列顺序是统一的.

基于逆序对的定义我们可以有奇置换和偶置换的另一个定义:

定义 16.5

我们称逆序数为奇数的置换为奇置换, 逆序数为偶数的置换为偶置换.

显然我们也必须要求这一定义和前面的定义是一致的, 事实上我们有如下定理:

定理 16.6

任意置换 p 的逆序数的奇偶性与其可以被分解为对换乘积的个数的奇偶性相同.

证明

□

由这一定理以及**定理 16.5** 我们知道逆序数为奇数时, 置换符号为 -1 , 逆序数为偶数时, 置换符号为 1 , 因此这一定义与前面的定义是一致的.

由此我们可以看出, 行列式的逆序数定义实际上最开始来源于莱布尼茨、克莱姆等人最朴素的从低阶出发的探索, 它们找到了一些规律, 这些规律由天才数学家柯西进行抽象总结, 得到具有普适性的方法, 变成了上面沿用至今的严格定义. 而后人又结合置换、逆

序数等理论进行重新叙述，再嵌套一层抽象，最终上面完整的叙述逻辑。在这里我们看到一个很抽象甚至初看没有什么道理的定义是如何自然演化而来的，实际上是数学理论螺旋式进步以及多个理论（可能对应很多条数学发展支线）在教育家们的手中进行合理排列后所呈现的状态。

更进一步地，1815 年，柯西发表了一篇关于行列式理论的基础性文章。在这篇文章中它不仅用这个名字代替了几个旧的术语，也在文章中给出了系统的一般行列式乘法定理，证明了新组的行列式是原来两个组的行列式的乘积。在这篇论文中，柯西第一次论述了包括一个给定的矩阵的伴随矩阵的思想，以及通过展开任何行或者列来计算行列式的步骤，完善了范德蒙和拉普拉斯的工作，给出了严谨的证明。在柯西的行列式的工作中，还涉及到对称矩阵以及相似变换等问题。在柯西 1826 年的《微积分在几何中的应用教程》中，讨论了后续学习中将要介绍的一些二次型理论，以及实对称矩阵特征值均为实数（后续会讲解）等重要结论。除此之外，柯西在相似行列式的研究中，证明了大家熟知的相似变换有相同的特征值的结论。由此可见，柯西这一数学天才对于后世的影响是无比深远的，从记号层面的革新，到行列式展开、行列式乘法等理论的大一统，以及现在大家熟知的结论的证明，都能看出柯西贡献的突出与伟大。

继柯西之后在行列式理论方面最高产的人就是德国数学家雅可比（J. Jacobi, 1804–1851），他引进了函数行列式，即“Jacobi 行列式”（读者学习多元微积分时会十分熟悉这一名词），指出函数行列式在多重积分的变量替换中的作用，给出了函数行列式的导数公式。雅可比的著名论文《论行列式的形成和性质》标志着行列式系统理论的建成。事实上，行列式在数学分析、几何学、线性方程组理论、二次型理论等多方面的应用，促使行列式理论自身在 19 世纪也得到了很大发展。整个 19 世纪都有行列式的新结果。除了一般行列式的大量定理之外，还有许多有关特殊行列式的其他定理都相继得到。

最后笔者要在此说明一点。我们在讲义中介绍了行列式最常见的三种定义方式。事实上，按照历史的发展脉络，的确是现在看来最不直观的逆序数定义的思想首先出现的。《大学数学：代数与几何》中给出的公理化定义有很强的几何直观性，也与列向量组的线性相关性等有很直接的关联，但实际上几何直观源于后来拉格朗日发现行列式和以其列向量构成的四面体的体积之间的关系，是远在莱布尼茨的思想出现之后才讨论的。而关于行列式展开的定义根据上面的讨论也知道，是范德蒙、拉普拉斯和柯西接力提出并给出严谨证明才得到的。

事实上，笔者在编写讲义的时候就发现，无论从哪个定义出发定义行列式都是显得“毫无道理”的，因为完全缺乏引入，这不像之前研究线性空间那般自然（因为我们发现了方程组行向量间的线性相关性影响了解的唯一性，并且线性空间也有高中学习的平面向量的直观作为基础），行列式的定义直接丢出来会显得非常笨拙而且没有道理，但我们研究其性质会发现它和可逆、矩阵的秩甚至以后的特征值理论有很强的关联，行列式仿佛成为了一个无头但有尾的理论，这可能也是为什么《线性代数应该这样学》完全抛弃了行列式来讲述线性代数——因为这非常难引入且不是必要的。但笔者还是希望保留行列式这一具有重要

历史地位的理论, 并且它对于之后的很多研究都有重要意义, 所以笔者选择在史海拾遗中从历史的角度提供一种“直观”——它来源于数学家最开始对一些问题的研究. 因此我们详细地描述了莱布尼茨如何从消元法解线性方程组得到类似于现代行列式的定义的过程. 尽管这是低维的情况, 但接下来在讲述柯西的工作时, n 维的情况在逻辑上就像是自然的推广了(我们相信在历史中也是如此, 前人对于线性方程组解的形式(如 Cramer 法则)和行列式的研究都构成了柯西研究的出发点, 在此基础上柯西做了更进一步的抽象得到了现在的行列式定义, 后人又结合了置换等概念将这一理论进一步形式化), 这样我们也勉强算是梳理出了一个有引入的能更让初学者接受的行列式理论: 至少我们从线性方程组的解的讨论起步——于是根据朝花夕拾的知识我们知道行列式一定和线性相关、矩阵的秩等概念有很强的关联, 得到一些简单的结论, 然后不断抽象直至今天呈现在读者面前的令人摸不着头脑的理论, 虽然非常冗长, 但相信能让读者接受这一概念的引入也是比较自然的.

数学不是魔术, 不是从无到有的魔法, 其发展历程必然是螺旋式上升的过程, 很多不直观的概念可能只是因为历经数百年很多数学家不断改进而使人很难看出当年原本自然的想法源于何处. 希望读者读完本讲后再看教材时, 能体会到每一个概念、每一个定理背后的历史厚重感, 它们都是历代数学家在前人肩膀上不断总结、创新而来的, 这些想法或是沉稳的推进, 也可能是天才的智慧. 也许在未来很多年以后的教材上, 有一个全新的概念或者结论, 它可能只是短短的一行描述, 但那也许凝结着现在正阅读着这段文字的你未来很多年研究的心血——这也许就是一种价值的实现.

16.2.3 矩阵理论的发展

随着线性方程组和行列式理论的建立和发展, 在行列式基础之上的矩阵理论发展非常迅速. “矩阵”这个词是由西尔维斯特首先使用的, 他是为了将数字的矩形阵列区别于行列式而发明了这个术语. 而实际上, 矩阵这个课题在诞生之前就已经发展的很好了. 从行列式的大量工作中明显的表现出来, 不管行列式的值是否与问题有关, 方阵本身都可以研究和使用的, 矩阵的许多基本性质也是在行列式的发展中建立起来的. 在逻辑上, 矩阵的概念应先于行列式的概念, 然而在历史上次序正好相反.

虽然矩阵一词是西尔维斯特率先发明的, 但英国数学家凯莱 (A. Cayley, 1821–1895) 一般被公认为是矩阵论的创立者, 因为在西尔维斯特创用矩阵术语以前, 凯莱对于矩阵的有关概念及其性质就有所研究. 1843 年, 凯莱即已研究三阶以上的高阶矩阵的行列式理论 (On the theory of determinants), L. Gegenbauer、M-Lecat、L. H. Rice 等在这个领域又进行了扩展. 1846 年, 凯莱定义了转置矩阵以及对称矩阵, 与现代的定义完全一致. 在 1855–1858 年间, 凯莱在矩阵方面做了许多开创性的工作. 1855 年, 凯莱注意到在线性方程组中使用矩阵是非常方便的, 因而引进矩阵以简化记号, 这就有了现在我们使用的阶梯矩阵等术语以及 $AX = \mathbf{b}$ 的记号.

1858 年, 凯莱发表了重要文章《矩阵论的研究报告》(A memoir on the theory of

matrices). 在该研究报告中, 凯莱系统地阐述了矩阵的理论体系, 如矩阵概念的引入、相关概念和运算的定义, 使得矩阵从零散的知识发展为系统完善的理论体系. 凯莱定义了矩阵加法和数乘运算, 并且从变换的复合引入了矩阵乘法的运算法则, 也给出了一些特殊矩阵例如零矩阵、单位矩阵等, 同时也说明了两个矩阵相乘不符合交换律, 但也着重强调了矩阵乘法是可结合的. 除此之外, 凯莱也引入了逆矩阵的概念. 凯莱在文章中采用单个的符号表示矩阵, 证明了矩阵 A 可逆时, 方程 $AX = \mathbf{b}$ 的解可以写为 $X = A^{-1}\mathbf{b}$, 并且也给出了矩阵可逆时

$$A^{-1} = \frac{1}{|A|} A^*.$$

凯莱还利用一般的代数运算和矩阵运算的相似性得出了矩阵的一些结论. 例如当行列式为 zero 时矩阵不可逆, 零矩阵不可逆, 两个非零矩阵乘积可以为零矩阵等结论. 除此之外, 凯莱在文章中采用单个的符号表示矩阵, 推出了方阵的特征多项式的形式, 并说明了特征多项式的根就是特征值的重要结论. 除此之外, 凯莱也证明了我们后面要详细介绍的“哈密顿-凯莱”定理的一部分, 这被称为“矩阵理论中最著名的理论之一”.

凯莱第一个把矩阵作为独立的概念提出来, 并作为独立的理论加以研究. 可以说, 《矩阵论的研究报告》的公开发表, 标志着矩阵理论作为一个独立数学分支的诞生. 但我们之前也提到, 矩阵一词是西尔维斯特在研究方程的个数与未知量的个数不相同的线性方程组时最先使用的. 因此我们也很有必要接着介绍凯莱的挚友——西尔维斯特在矩阵理论方面的成果.

詹姆斯·约瑟夫·西尔维斯特 (James Joseph Sylvester, 1814–1897), 1829 年进入设在利物浦的皇家学会的学校学习, 他学习努力, 成绩突出, 曾因解决了美国抽彩承包人提出的一个排列问题而得到 500 美元的数学奖金. 1846 年西尔维斯特进入内殿 (Inner Temple) 法学协会, 并于 1850 年取得律师资格. 在这期间他和同时进入林肯法律学会的凯莱建立起了深厚的友谊. 他们在从事法律业务的间隙, 经常在一起交流数学研究的成果. 西尔维斯特一生致力于纯数学的研究, 他和凯莱、哈密顿等人一起开创了自牛顿以来英国纯粹数学的繁荣局面. 西尔维斯特的成就主要在代数方面, 在代数方程论、数论等诸领域都有重要的贡献. 西尔维斯特一生创造过许多数学名词, 流传至今的如矩阵、判别式等都是他首先使用的.

1850 年, 西尔维斯特在研究方程的个数与未知量的个数不相同的线性方程组时, 由于无法使用行列式 (因为行列式要求行列数相同), 所以引入了矩阵一词来表由 m 行 n 列元素组成的矩形阵列, 西尔维斯特也引入了对角矩阵、数量矩阵等概念. 1879 年弗罗伯纽斯给出矩阵的秩的概念后, 1884 年, 西尔维斯特给出了零性的概念和零性律: 他把矩阵的阶数与秩的差叫做矩阵的零性, 并说明了两个 (而且可以推广为任意有限数目) 矩阵乘积的零性不能比任意因子的零性小, 也不能比组成这一乘积的因子的零性之和. 西尔维斯特的这一零性律现在应当叙述为:

$$r(A) + r(B) - n \leq r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\},$$

这是矩阵理论中关于矩阵乘积的秩的一个重要定理. 除此之外, 西尔维斯特和凯莱也就矩阵方程

$$A_1XB_1 + \cdots + A_kXB_k = C$$

和

$$AX - XB = O,$$

这里篇幅有限我们不再展开叙述. 事实上, 在之后的二次型理论中, 我们还会学习到所谓的西尔维斯特惯性定理, 这也是非常核心理论.

在矩阵论发展史上, 弗罗贝尼乌斯 (G. Frobenius, 1849–1917) 的贡献是不可磨灭的. 1870 年左右, 群论成为数学研究的主流之一, 弗罗贝尼乌斯在柏林时就受到库默尔和克罗内克的影响, 对抽象群理论产生兴趣并从事这方面的研究, 发表了多篇有价值的论文. 1892 年, 他重返柏林大学任数学教授. 1893 年当选为柏林普鲁士科学院院士. 弗罗贝尼乌斯的主要数学贡献在群论方面, 在行列式、矩阵、双线性型以及代数结构方面也有出色的工作. 矩阵论方面, 1878 年, 弗罗贝尼乌斯引进了西尔维斯特 λ 矩阵的行列式因子、不变因子和初等因子等概念 (在一般的高等代数教材中都会由此引入讨论若当标准形), 给出了正交矩阵、相似矩阵、合同矩阵等概念 (与现在的定义是完全一致的), 指出了各种不同类型的矩阵的关系. 1894 年, 他又对 1878 年的不变因子和初等因子理论做了更深入的工作, 进一步整理了维尔斯特拉斯不变因子和初等因子的理论. 1879 年, 弗罗贝尼乌斯引进了矩阵的秩的概念: 矩阵的秩就是矩阵中非零子式的最大阶数. 他也引进了行列式秩的定义: 如果一个行列式的所有 $r+1$ 阶子式为 0, 但至少有一个 r 阶子式不为零, 那么就称 r 为行列式的秩.

在上述三位数学家的工作下, 矩阵论中的一个核心问题: 矩阵约化与分解不断地有了新的突破. 我们将在后续章节用大量的篇幅介绍这一主题——因此这里也许可以算是承上启下的一节. 1854 年, 约当研究了矩阵化为标准型的问题. 1892 年, 梅茨勒 (H. Metzler) 引进了矩阵的超越函数概念并将其写成矩阵的幂级数的形式. 傅立叶、西尔和庞加莱的著作中还讨论了无限阶矩阵问题, 这主要是适用方程发展的需要而开始的. 事实上, 矩阵由最初作为一种工具经过两个多世纪的发展, 现在已成为独立的一门数学分支——矩阵论. 而矩阵论又可分为矩阵方程论、矩阵分解论和广义逆矩阵论等矩阵的现代理论. 矩阵及其理论现已广泛地应用于现代科技的各个领域, 相信很多工科读者在将来的学习中将会大量运用这一方面的结果.

16.2.4 线性代数的应用: 解析几何的发展

线性代数的发展与解析几何的发展有着密切的联系, 应该说二者间在数学发展史上来看是互相促进的关系. 一方面, 从希腊时代到 1600 年几何统治着数学, 代数居于附庸的地位. 而解析几何为确立代数在数学界的地位铺平了道路. 1600 年以后, 代数才从几何统治

的桎梏下解放出来，成为一门独立的基础数学科目，占据了它在数学中应有的地位. 另一方面，我们接下来也将会展开很多用线性代数知识解决几何问题的实例.

16.2.5 线性空间与线性映射的角度

前面的讨论我们一直讨论的是线性方程组与行列式关联的历史，本讲义中最重视的线性空间和线性映射理论被搁置了. 这一节我们将重点放在这一部分，供

物理学的发展带动了向量理论及向量空间的发展，而向量理论和向量空间的发展也打开了新的数学前景. 当今数学意义上的向量及向量空间的概念内容丰富，形式多样.

向量空间第一个具体定义的是由皮亚诺 (G. Peano, 1858–1932) 在 1888 年的《几何计算》中给出，但是影响并不广泛. 直到 1918 年外尔 (Hermann Weyl, 1885–1955) 的工作，使得人们重新认识到了皮亚诺公理化定义的重要性. 大约在 1920 年左右，分析学家巴拿赫、哈恩和维纳等对皮亚诺的向量空间做了进一步的研究，并引起了广泛的影响，随之而产生了如赋范向量空间、希尔伯特空间等等.

16.3 推广：线性代数之后的线性和代数

16.3.1 泛函分析

16.3.2 抽象代数

本小节我们接着前面初等代数发展为高等代数的两个方向之二，继续讨论有关于高次方程与多项式理论的历史.

16.4 进阶：(线性)代数的进一步发展

16.4.1 抽象代数

16.4.2 泛函分析

16.4.3 抽象代数

16.5 进阶：本世纪的线性代数

在这一节中，我们就几个专题探讨线性代数中的一些概念在上世纪末到本世纪的过程中的发展，主要探讨矩阵论而非线性空间理论的部分。这是因为矩阵论的发展相对而言比较接地气，大部分从结果上看非常简捷明快。本节提及的很多结论，在证明中都有众多数学分支如草蛇灰线穿行其中。但是，一个初步的展现未必需要完整的表述，省略一些证明也不妨碍读者领略现代矩阵论研究的风采。至于从线性代数真正意义上“生发开去”的东西，我们将留在下一节讨论。

16.5.1 正定性：从数到矩阵，以及本世纪的矩阵论

二次型在这份讲义当中尚未被置于中心地位。往早期讲，它的研究缘起于费马大定理，而往晚近讲，二次型的代数理论研究几近一个完全的分支。我们在此抛开 Witt 理论之类的东西不谈，暂且只就谈正定性及其与矩阵论的关系，对于二次空间 (quadratic space) 的研究，及二次型与二次互反律 (quadratic reciprocity law) 的关系等等主题，读者自可参考志村五郎 (Goro Shimura) 的书《二次型的算术》(Arithmetic of Quadratic Forms)。

首先考虑这个问题：如何判断一个多项式是非负的？从初中开始，我们就知道有配方法：如果能把一个多项式拆成一堆非负项的和，那么它当然就是非负的，这个方法在二次型正定性的讨论中也被多次用到。很自然的，下面这个问题就被提出了：

是不是任意一个非负多项式都能被拆成一系列多项式的平方和？

答案是否定的。一个典型的反例在 Motzkin 1967 年出版的一本关于代数-几何不等式的书中给出：

$$P(x, y, z) = x^6 + y^4 z^2 + y^2 z^4 - 3x^2 y^2 z^2$$

希尔伯特第十七问题就是这个问题的一个推广：

是不是任意一个非负多项式都能被拆成一系列有理函数的平方和？

这样的推广终归是成立了，它的证明由 E. Artin 在 1927 年给出，C. N. Delzell 在 1984 年甚至给出了一个算法以构造这样的平方和. 但是，故事到这里还没有结束，把“数”推广到“矩阵”，有趣的事情发生了：

定理 16.7 Helton, 2002

对称的矩阵多项式是半正定的，当且仅当它能被拆成一组矩阵多项式的平方和.

当然，我们需要澄清一些概念：

定义 16.6

一个 n 元的矩阵单项式是一个形如 $am_1m_2\cdots m_k$ 的连乘积，其中 $a \in \mathbf{R}$ ， m_i 为矩阵变元 x_j ($j \leq n$) 或其转置. 一个 n 元的矩阵多项式是有限个 n 元矩阵单项式的和.

定义 16.7

一个 n 元的矩阵多项式 Q 的值域 $\text{im } Q$ 被定义为

$$\bigcup_{m=1}^{\infty} \{Q(A_1, A_2, \dots, A_n) \mid A_i \in \mathbf{M}_m(\mathbf{R})\}$$

即在代入任意 n 个 m 阶方阵之后所能得到的结果.

定义 16.8

称一个矩阵多项式 Q 是对称的，如果所有 $\text{im } Q$ 中的矩阵都是对称的；称它是半正定的，如果所有 $\text{im } Q$ 中的矩阵都是半正定的.

定义 16.9

所谓矩阵多项式的平方和，指的是如下形式的有限和：

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^k h_i(x_1, x_2, \dots, x_n) h_i^T(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

其中 h_i 均为 n 元矩阵多项式. 显然，这个平方和一定是半正定的.

定理 16.7 的证明已经超出了这份讲义所能探讨的范畴. 其原论文足有二十页，证明过程可谓相当详尽，有兴趣的读者可自行查阅.

下面我们再给出一个将数推广到矩阵的相关问题，它在某种意义上也与正定性有关，而且也是本世纪的成果. 最小二乘法在本讲义前面很早的地方就有介绍，同样将其推广到矩阵，就要求我们推广距离的概念：

定义 16.10

考虑 n 阶正定矩阵 A, B ，定义它们之间的迹度量距离 (trace metric distance) 为：

$$\delta(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \log^2 \lambda_i(A^{-1}B)}$$

其中 $\lambda_i(M)$ 表示矩阵 M 的第 i 个特征值.

定义 16.11

k 个矩阵 A_1, A_2, \dots, A_k 的 Karcher 均值 (Karcher mean) 指的是正定矩阵 X ，使得 X 到所有 A_i 的迹度量距离的平方和最小，将其记作 $\sigma(A_1, A_2, \dots, A_k)$

这个概念由 Karcher 在 1973 年先引入到任意度量空间中，这里呈现的是 Moakher 在 2005 年将其引入到矩阵中的版本. 在 2006 年，Bhatia 和 Holbrook 合作的论文呈现了它的一系列性质，并给出了一个猜想. 这个猜想是对下面这个简单事实的推广：

引理 16.1

考虑 $x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n \in \mathbf{R}$ ，且 $\forall i \leq n, x_i \leq y_i$. 记 x, y 分别为使得

$$\sum_{i=1}^n (x - x_i)^2, \quad \sum_{i=1}^n (y - y_i)^2$$

取得极小值的 x 和 y ，则 $x \leq y$.

很显然，对吧？他们猜测，Karcher 均值也有这种美好的单调性，不过，首先要在正定矩阵上引进序关系：

定义 16.12

如果 $B - A$ 正定，则 $A \leq B$.

定理 16.8 Bhatia-Holbrook, 2006, Lawson-Lim, 2011

考虑 $A_1, A_2, \dots, A_n, B_1, B_2, \dots, B_n$ 为 m 阶正定矩阵, 如果 $\forall i \leq n, A_i \leq B_i$, 则

$$\sigma(A_1, A_2, \dots, A_n) \leq \sigma(B_1, B_2, \dots, B_n)$$

等等, 为什么是定理? 正如我们已经暗示的, 这个结果由 Lawson 和 Lim 在 2011 年成功证明了, 其证明用到了 Loewner-Heinz 全局非正曲率度量空间 (Loewner-Heinz globally nonpositively curved metric spaces) 的一些性质, 事实上这就是正定矩阵集合全体的复杂性带来的.

提及特征值, 我们不妨再看看另外一个不那么幸运的结果, 它是一个被证伪的猜想.

定义 16.13

称一个方阵 A 的谱半径 (spectral radius) 为其特征值的绝对值的最大者, 记为 $\rho(A)$.

这个定义是非常有用的, 如果我们注意到以下两个定理:

定理 16.9

对于可对角化的矩阵 U , 以下式子成立:

$$\|Uv\| \leq \rho(U)\|v\|$$

这是谱定理的一个直接推论. 注意, 如果 U 不是可对角化的, 那么这个式子不成立, 读者可以自行尝试构造反例, 应当不难.

定理 16.10

$$\rho(A_1 A_2 \cdots A_k) \leq \rho(A_1) \rho(A_2) \cdots \rho(A_k)$$

这是 Gelfand 公式的一个直接推论. 也就是说, 如果我们限制了所有矩阵 A_i 都是可对角化的 (例如在许多物理过程中), 可以通过谱半径的乘积来估计乘积的谱半径的上界, 这对于很多连续进行线性变换的系统的估计都是非常关键的. 而且, 下面这个定义也一样重要:

定义 16.14 广义谱半径

设 Σ 为有限个 m 阶方阵的集合, 称其广义谱半径 (generalized spectral radius) 为

$$\rho(\Sigma) = \overline{\lim}_{k \rightarrow \infty} \rho_k(\Sigma)$$

其中

$$\rho_k(\Sigma) = \max\{\rho(A_1 A_2 \cdots A_k) \mid A_i \in \Sigma, i \leq k\}$$

$\overline{\lim}$ 意指上极限, 即最大的聚点.

这个定义物理意义可以类似地理解: 当我们有一大堆可能的线性变换的时候, 进行趋近于无穷次的随机选取变换, 最终结果的范数最大值很可能落在哪里. 当然, 很容易看出来, 对于任意的 k , 都有 $\rho_k(\Sigma) \leq \rho(\Sigma)$. 这个倒霉猜想由 Lagarias 和 Wang 在 1995 年提出, 被称为有限性猜想:

对于任意 Σ , 存在 k 使得 $\rho_k(\Sigma) = \rho(\Sigma)$.

也就是说, 广义谱范数可以在有限步内抵达. 但不幸的是, 这个猜想在七年后被 Bousch 和 Mairesse 证伪了, 证伪的方法事实上是直接构造了一个 Σ 的例子. 但是, 他们的构造在此如要呈现将花费过多的笔墨, 因为他们完全是从迭代函数系统 (iterative function system) 出发完成构造的, 要用到关于 Lyapunov 指数的一些知识. 当然, 对于读完这份讲义的读者, 这些内容并不会太困难, 不妨找来他们的论文一探究竟.

顺便一提, 证明对于绝对值最小的特征值来说类似的猜想不成立特别简单, 构造的例子如下, 读者不妨自行思考一下为什么.

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1/2 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} 1/3 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}$$

16.5.2 线性方程组的解: 快一点, 再快一点!

这一节讨论的主要是如何求解一个线性方程组

$$Ax = b$$

当然, 读者会说, 高斯消元法嘛, 第一讲就已经讲过了, 如果 A 可逆那就是 $x = A^{-1}b$ 呗. 也不算错, 那如果 A 干脆不是一个方阵呢? 确切的解自然不存在, 最小二乘解也由 Penrose-Moore 逆给出:

定义 16.15

考虑 $m \times n$ 矩阵 A , 它的 Penrose-Moore 逆为一个 $n \times m$ 矩阵 A^\dagger 满足以下条件:

1. $AA^\dagger A = A$
2. $A^\dagger AA^\dagger = A^\dagger$

3. $A^\dagger A$ 和 AA^\dagger 都是对称（或者厄米）的

这样的矩阵存在且唯一.

当然，不难写出近似的精度的定义：

定义 16.16

称 $\tilde{\mathbf{x}}$ 是 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的一个精度为 ε 的近似解，如果：

$$\|\tilde{\mathbf{x}} - A^\dagger \mathbf{b}\|_A \leq \varepsilon \|A^\dagger \mathbf{b}\|_A$$

其中

$$\|\mathbf{x}\|_A = \sqrt{\mathbf{x}^\top A \mathbf{x}}$$

称为由 A 诱导的范数.

这是对于一般的矩阵的结果. 通常情况下，我们只要处理实对称矩阵，甚至还能伴随一个更强的条件：

定义 16.17

称矩阵 (a_{ij}) 是**弱主对角占优**的，如果

$$a_{ii} \geq \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$$

对于任意 i 成立.

实对称的主对角占优矩阵对应的线性方程组求解当然可以使用直接求逆的方法，但是由于在处理图论问题以及求解一些椭圆型偏微分方程时，它往往以非常大的规模出现，所以哪怕是非线性时间的算法，也显得比较缓慢了，而到达近线性的突破到现在还不到十年：

定理 16.11 Spielman-Teng, 2014

存在一个在任意精度 ε 下求解实对称的主对角占优矩阵 A 对应的方程组 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的随机算法，其时间复杂度为

$$O(m \log^c n \log(1/\varepsilon))$$

其中 m 为 A 中的非零元个数， c 为一常数.

我们无意在此详述这个算法如何运作. 事实上，稍有图论基础的读者应不难看懂原文. 它的核心在于，使用好的图采样来稀疏化，进而优化求解.

16.5.3 随机矩阵：吸引了陶哲轩的未解之谜

既然提到随机算法，那不妨也介绍一下随机矩阵的相关研究。这就不像前面几个领域在本世纪内的研究较为松散，反而是如火如荼，哪怕是将近十年的主要结果罗列一番也破费精力。由于笔者对概率论不甚熟悉，也不曾深究这些结论的证明，在此，我们仅罗列一些结果，有些较新的结果的准确性可能需要明眼的读者自行甄别。

首先，何谓随机矩阵？我们这里只探讨最简单的模型：Bernoulli 矩阵。

定义 16.18

称一个矩阵为 Bernoulli 矩阵，如果它的每一个元素都是独立同分布、成功概率 $p = 1/2$ 的 Bernoulli 随机变量。

第一个问题是，这玩意有多大概率是奇异的？简单观察一下，不难猜想，奇异性的来源也就是行或者列相同，因此，我们给出以下猜想：

定理 16.12 Tikhomirov, 2020

一个 n 阶 Bernoulli 矩阵奇异的概率为：

$$P_n = \left(\frac{1}{2} + o(1) \right)^n$$

这个结果的证明几经波折。原始的猜想早在上世纪就被正式阐述过，早在 1967 年，Komlós 就已经表明， $\lim_{n \rightarrow \infty} P_n = 0$ 。直到 1995 年，Kahn 等人才给出第一个指数级别的估计 $P_n = O(0.999^n)$ 。在 2007 年，陶哲轩和 Van Vu 给出了 $P_n = O(0.958^n)$ 的估计并在第二年获得了如下突破：

定理 16.13 Tao-Vu, 2007

一个 n 阶 Bernoulli 矩阵奇异的概率为：

$$P_n = \left(\frac{3}{4} + o(1) \right)^n$$

下一个突破性进展在 2010 年，Bourgain 等人进一步压下了上界：

定理 16.14 Bourgain, 2010

一个 n 阶 Bernoulli 矩阵奇异的概率为：

$$P_n = \left(\frac{1}{\sqrt{2}} + o(1) \right)^n$$

最终形成了我们看到的**定理 16.12**. 事实上, Tikhomirov 证明的结果比这个还要广一点：

定理 16.15 Tikhomirov, 2020

一个 n 阶, 成功概率为 $p \in (0, 1/2]$ 的 Bernoulli 矩阵奇异的概率为：

$$P_n = (1 - p + o(1))^n$$

Jain 等人在同年也给出了另一个关于任意有限支集的分布代替独立同分布的结果.

另外的问题还有：

1. 对于高斯分布的矩阵, 结果如何?
2. 最大特征值, 也就是谱半径的分布如何? (Tracy-Widom 规则及其推广)
3. 所有特征值的分布如何? (Circular law conjecture, 由陶哲轩在 2010 年证明)
4. 范数和逆的范数的分布如何?(Spielman-Teng 猜想, 2002 年被形式化提出, Littlewood-Offord 问题的反问题, 陶哲轩和 Van Vu 在 2009 年给出了一个初步结果)
5. 其它非独立同分布的随机模型如何? (关于随机带矩阵 (random band matrix), Khorunzhiy 猜想在 2010 年被 Sodin 证明)

16.5.4 机器学习!

当然咯, 提到本世纪的线性代数, 也不能不提及机器学习的一些发展. 我们仅就几个特定问题, 讨论线性代数方法在机器学习中的应用. 这里提及的很多结论会比前面的结果更加轻松, 亦可供对此感兴趣的读者仔细参详, 甚至自行写出证明.

我们要谈的第一个问题叫做压缩感知 (compressed sensing). 给定一个稀疏信号和有限次的测量, 测量的次数很可能远少于要复原的变量的个数, 这个时候, 我们需要多少次测量才能以某个精度复原出原始信号? 最初的结果来自于 Donoho 在 2006 年的一篇论文, 在 Google 学术上, 这篇论文被引次数在笔者写下这一小节时已经达到了惊人的 33115 次, 很可能是本世纪引用次数最高的一篇数学论文. 我们下面来介绍一下这篇论文的主要结果, 首先需要给出几个定义:

定义 16.19

一个向量 x 的 l_p -范数定义为：

$$\|x\|_p = \left(\sum_i |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

其中 x_i 为其分量.

定义 16.20

称一个向量是 l_p -稀疏的，如果它满足：

$$\|x\|_p < R$$

其中 R 为给定正常数， $0 < p \leq 1$.

16.6 未来：从线性代数出发能望到多远

对于模或者其它具备某种线性操作的数学结构，例如稍后要介绍的 Abel 范畴中的对象，复形及其上同调的研究是通称为同调代数的学科的经典内容；这是本真意义的“线性代数”的一个真子集，也是本书核心。

——李文威《代数学方法》卷二：线性代数

到底什么是线性代数？想必大部分读者都看过那张线性代数九宫格。当然，手抓饼也可以是线性代数。但是在此，为了使得我们的讨论不致过于冗长，准李文威老师的思路，我们以线性性作为基准，以此衡量何谓线性代数的发展。一切事关线性性的探讨都可以被称为线性代数，而我们在这里仅取一瓢之水，希望读者窥一斑可见全豹。

16.6.1 模作为线性空间的推广

当然，我们说线性性，很显然的问题就是，什么样的东西是一个足以保线性性的东西？一个域上的线性空间，那当然可以。它自身有 Abel 群结构，对于域的加法和数乘作用相容——等等，为什么一定要是一个域呢？域中的除法，以及域的交换性，这些东西看起来对线性性并没有多少意义。如果你注意到了这一点，那么恭喜你，你已经能够写出模的定义了：

定义 16.21

置 $\langle R: +, \cdot \rangle$ 为一环, $\langle M: + \rangle$ 为一 Abel 群. 称 M 为 R 上的左模, 如果我们能给它赋予一个映射 $R \times M \rightarrow M$, 以左乘记, 满足以下条件:

- $r(m_1 + m_2) = rm_1 + rm_2, \forall m_1, m_2 \in M, r \in R$
- $(r_1 + r_2)m = r_1m + r_2m, \forall m \in M, r_1, r_2 \in R$
- $(r_1r_2)m = r_1(r_2m), \forall m \in M, r_1, r_2 \in R$
- $1_R m = m, \forall m \in M$

对称地, 我们也可以定义右模. 事实上, 右模无外乎反环 R^{op} 上的左模.

对于模理论, 深究起来亦破费一番功夫. 这里, 我们只提示一个在笔者看来非常有用的性质:

定理 16.16 Freyd-Mitchel, 1964

任意小的 Abel 范畴都可以满、忠实且正合地嵌入到某个环 R 的左模范畴中去.

深入介绍这个定理会让这一节变得相当复杂, 或许需要单开一本书来讲. 但是, 单从字面意义上讲, 读者不难看出, 这个意思就是, 对 Abel 范畴的研究可以在某个环 R 的左模范畴中完成, 而事实上另有一个嵌入定理将另一个更广泛的结构嵌入到 Abel 范畴中:

定理 16.17 Quillen-Gabriel, 1972

任意一个小的 Quillen 正合范畴都可以被保正合地嵌入到 Abel 范畴中.

也就是说, R 的左模范畴可以成为研究一类更广泛的结构样板, 这是其在范畴论中不可或缺的意义之一. 至于模自身的理论, 也不可谓不庞大, 而且在代数几何等领域的现代发展中发挥着重要的作用. 不过, 为了让读者少听点天书, 我们还是进入下一个主题吧. 如果读者有兴趣, 自可参阅各种现代代数学发展相关的资料.

16.6.2 张量积：一个过渡性章节

张量积的构造其实无外乎线性映射的推广:

定义 16.22

置 V, W, Z 为线性空间, 称 $V \times W \rightarrow Z$ 是双线性的 (bilinear), 如果它关于 V 和关于 W 都是线性的.

定义 16.23

V 和 W 的张量积 $V \otimes W$ 无外乎一种具备泛性质的双线性映射 φ , 即满足对于任意双线性映射 h , 存在唯一线性映射 \tilde{h} 使得下图交换:

$$\begin{array}{ccc} V \times W & \xrightarrow{\varphi} & V \otimes W \\ & \searrow h & \downarrow \tilde{h} \\ & & Z \end{array}$$

也就是说, $\tilde{h} \circ \varphi = h$.

当然, 为了确立这个定义的正确性, 我们要保证这个空间 $V \otimes W$ 的唯一性. 事实上, 它就相当于积空间商掉一些部分:

$$\begin{aligned} R = \text{span}(& (v_1 + v_2, w) - (v_1, w) - (v_2, w), \\ & (v, w_1 + w_2) - (v, w_1) - (v, w_2), \\ & (sv, w) - s(v, w), \\ & (v, sw) - s(v, w)) \end{aligned}$$

于是:

$$V \otimes W \cong (V \times W)/R$$

不难验证这样给出的 $V \otimes W$ 满足**定义 16.23**.

16.6.3 从代数到单子: 往程序设计范式前进**16.6.4 线性化: 群表示的艺术**

我们已经提及, 线性性是一个非常好的性质. 对于一般的群, 这种性质都是不可能存在的. 但是, 如何给一个非线性的结构赋予线性结构呢? 我们先看一个事实.

引理 16.2

$\mathcal{L}(V)$ 关于复合操作构成一个群.

这个结果的验证应该颇为简单. 随后, 我们自然想到, 如果研究一个群到这个群的群同态, 即那些保群乘法结构的映射, 那么我们不久相当于把对群的研究线性化了吗? 这样, 我们就有了以下定义:

定义 16.24

从群 G 到线性空间 V 上的表示 (representation) 意指一个从 G 到 $\mathcal{L}(V)$ 的群同态.

通常地, 我们会研究实表示和复表示, 也就是把 V 取为 $\mathbf{R}^n(\mathbf{R})$ 和 $\mathbf{C}^n(\mathbf{C})$. 我们将表示空间的维数称为表示的维数. 对表示论的研究很大程度上是对特征标的研究:

定义 16.25

考虑有限维表示 $\rho: G \rightarrow \mathcal{L}(V)$, V 是域 \mathbf{F} 上的向量空间, 表示 ρ 的特征标被定义为:

$$\begin{aligned}\chi_\rho: G &\rightarrow \mathbf{F} \\ g &\mapsto \text{tr } \rho(g)\end{aligned}$$

当然, 对表示论的介绍也足以撑起一本巨著, 在此, 我们仅提示它在对群论研究中的一些意义, 罗列一些用这种方式能够轻松证明, 而用通常方法无法证明的结果:

- Burnside 定理: 所有 $p^a q^b$ 阶的群都是可解群. 这个结果就笔者所知尚未有不使用表示论做出的证明, 事实上, 表示论给出的证明相当简短.
- Feit-Thompson 定理: 所有奇数阶群都是可解群. 这个结果的证明非常厚, 笔者没看过, 但是被其厚度震撼过.
- 有限单群分类定理, 或称宏伟定理 (the Grand theorem). 这是上世纪到本世纪群论最重要的结果之一, 其主要部分证明就是应用了表示论引入的特征标理论.
- Ore 猜想: 有限非 Abel 单群中的任意元素都是换位子. 这个猜想提出于 1951 年, 在 2010 年, Liebeck 等人应用李型单群的 Deligne-Lusztig 不可约特征标理论将其完全攻克.

此外, 表示论在许多物理学领域中发挥着关键性的作用. 一个典型的例子就是现代粒子物理学, 其主要工具之一就是李群的表示论. 在量子物理中, 哈密顿量的对称群的表示也能够引出多重态 (multiplet) 的概念, 其中不可约的表示部分表征了系统的可能能级. 如

果对于这方面的研究感兴趣, 笔者(作为一个不怎么懂物理的人) 推荐参考 GTM267, B. C. Hall 所著的《写给数学家的量子理论》(*Quantum Theory for Mathematicians*) 第 17 章的内容.

这里我们另外指明很漂亮的一点, 群的表示可以对应地用来建构多面体. 给定三维空间中的一个基向量 v , 对其应用某有限群中各个元素的矩阵表示, 我们可以很自然地得出一个多面体——通过这种方式, 我们可以自然得到五种正多面体, 它们是多面体点群的三维表示生成的.

如果读者对多面体足够熟悉, 那么很自然的一个发现是, 我们也可以取三个向量和原点出发构筑一个四面体, 然后对这个四面体进行对称操作, 即应用矩阵表示得到最终的结果. 事实上, 在正多面体的情形下, 我们得到的就是一个面的顶点、棱心、面心和原点构成的四面体. 因此, 如果将其进行推广, 取任意一个它的变形, 都可以得到一个具备对应对称性的多面体. 这种方式往往也是计算机中表示一个具备某种对称性的多面体的方法, 它的好处是可以利用群表示的方式节省所需的存储空间.

16.6.5 拓扑向量空间: 从布尔巴基学派的遗产走出

16.6.6 仿射簇, 以及代数几何的问题

附: 本讲义未竟专题概览

参考资料

1. 维基百科: 代数
2. 知乎: 代数发展史
- 3.

内容总结

习题

如果我们想要预见数学的将来, 适当的途径是研究这门科学的历史和现状.

——庞加莱

A 组

- 1.

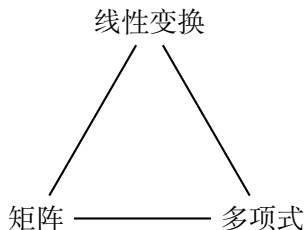
B 组

1.

C 组

1.

穿过**史海拾遗**，从本章起，我们将进入一个全新的话题——即如何找到一组基使得线性变换（即出发空间和到达空间要一致，因此这一组基同时是出发空间也是到达空间的基）在这组基下的矩阵越简单越好。这个“简单”的含义简而言之就是矩阵中的“0”的出现越多越好。深入讨论这一话题需要厘清三个重要概念之间的关联，即线性变换、矩阵和多项式。我们可以在此画一个三角形，各边连线上的内容大家可以在阅读过程中自己补全，在讨论的最后我们也会给出一个总结。



线性变换和矩阵的基本性质我们在之前的章节已经详细展开，因此我们的准备工作只剩下对多项式的概念和性质作简要介绍了。需要注意的是，如果你的教材是《大学数学：代数与几何》，可以略过本讲，不影响你将要学习的部分，因此本讲中提到的教材都是指《线性代数应该这样学》。除此之外还要声明的是，本讲中对多项式的讨论较浅，仅仅是为了后面的内容铺垫（比《线性代数应该这样学》略深入），如果你有更深入的兴趣，可以参考丘维声老师的《高等代数》。

17.1 多项式的定义

我们首先介绍多项式的定义：

定义 17.1 多项式

对于函数 $p: \mathbf{F} \rightarrow \mathbf{F}$, 若存在 $a_0, \dots, a_m \in \mathbf{F}$ 使得对任意 $z \in \mathbf{F}$ 有

$$p(z) = a_0 + a_1 z + \dots + a_m z^m, \quad (17.1)$$

则称函数 p 为系数在 \mathbf{F} 中的**多项式**.

对于一个定义, 我们很关心它是否能带来一些简便, 系数的唯一性便是一个很好的使得研究简便的性质, 否则一个多项式能有多种写法是会给人带来很多迷惑的. 事实上, 我们有如下定理:

定理 17.1

设 $a_0, \dots, a_m \in \mathbf{F}$, 若对任意 $z \in \mathbf{F}$ 有 $a_0 + a_1 z + \dots + a_m z^m = 0$, 则 $a_0 = \dots = a_m = 0$.

证明

□

基于此我们可以得到多项式的系数必然唯一, 否则两相等多项式之差为 0 却可以有非零系数. 事实上我们也可以用其他方式理解这一结论:

1. 将 $1, x, x^2, \dots$ 视为多项式构成的线性空间的一组基, 那么上面的系数实际上就是一个多项式空间中一个元素在这组基下的坐标, 而我们知道坐标是唯一的;
2. 回顾数学分析中学习的幂级数, 我们知道任何一个函数都可以写成泰勒级数的形式, 并且泰勒级数是内闭绝对一致收敛于原函数的, 并且泰勒展开式是唯一的, 因此一个多项式函数的泰勒展开也是唯一的, 即上面的系数唯一.

回顾第一讲中我们提到的代数结构——环的概念, 我们不难验证数域 \mathbf{F} 上的全体多项式组成的集合 $\mathbf{F}[x]$ 关于一般的多项式加法和乘法构成一个环, 这个环称为数域 \mathbf{F} 上的(一元)多项式环. 具体的验证我们留作习题供读者练习.

除此之外, 如果多项式 p 可以写成式 17.1 的形式且 $a_m \neq 0$, 则称 p 是 m 次多项式, 记为 $\deg p = m$, 称 a_m 为 p 的**首项系数**, 称 a_0 为 p 的**常数项**. 若 $a_m = 1$, 则多项式首项系数为 1, 则称这一多项式为**首一多项式**. 关于次数我们有如下非常基本的公式, 我们将不加证明地直接给出结论:

定理 17.2

设 $p, q \in \mathbf{F}[x]$, 则

1. $\deg(p + q) \leq \max\{\deg p, \deg q\}$;
2. $\deg(pq) = \deg p + \deg q$.

17.2 零点与因式

接下来我们研究多项式的零点与因式, 从而可以引出多项式的分解. 事实上多项式的分解在之后的讨论中是非常关键的.

定义 17.2

我们称 $s \in \mathbf{F}[x]$ 为多项式 $p \in \mathbf{F}[x]$ 的因式, 如果存在多项式 $q \in \mathbf{F}[x]$ 使得 $p = sq$.

事实上, 很多时候一个多项式并不能整除另一个多项式, 因此我们需要引入多项式的带余除法:

定理 17.3

设 $p, s \in \mathbf{F}[x]$ 且 $s \neq 0$, 则存在唯一的多项式 $q, r \in \mathbf{F}[x]$, 使得 $p = sq + r$, 且 $\deg r < \deg s$.

这一定理即教材 4.8, 证明可以参考教材. 这一定理的结论是非常重要的, 事实上我们解决很多问题都是基于这一定理, 例如

例 17.1

设 $g(x) = ax + b$, $a, b \in \mathbf{F}$, $a \neq 0$, $f(x) \in \mathbf{F}[x]$, 证明: $g(x)$ 是 $f^2(x)$ 的因式的充要条件是 $g(x)$ 是 $f(x)$ 的因式.

证明

□

例 17.2

设多项式 $f(x)$ 被 $(x-1), (x-2), (x-3)$ 除后, 余式分别为 4, 8, 16. 求 $f(x)$ 被 $(x-1)(x-2)(x-3)$ 除后的余式.

解

这一定理实际上是整数的带余除法的延伸. 事实上我们可以验证全体整数关于加法和乘法也构成环, 因此多项式和整数的结构具有一定的类似性. 实际上我们会发现之后很多关于多项式的概念和定理都与数论中的结果非常类似.

基于因式和带余除法的定义我们可以研究多项式零点和因式的性质, 实际上与我们初中学习的因式分解是类似的:

定理 17.4

设 $p \in \mathbf{F}[x]$.

1. 若 $\lambda \in \mathbf{F}$, 则 $p(\lambda) = 0$ 当且仅当存在多项式 $q \in \mathbf{F}[x]$ 使得对每个 $z \in \mathbf{F}$ 均有 $p(z) = (z - \lambda)q(z)$;
2. 若 p 是 m ($m \geq 0$) 次多项式, 则 p 在 \mathbf{F} 上最多有 m 个互不相等的零点.

两者的证明都非常基本, 但我们考虑到读者应当进一步熟悉带余除法的应用, 因此再次给出证明:

证明

□

事实上, 我们希望上述定理的第二点的“最多”能够在复数域的情况下取到, 这需要接下来这一基本而伟大的定理——代数学基本定理作为支撑:

定理 17.5 代数学基本定理

非常数复多项式在复平面上必有零点.

代数学基本定理最简单直接的证明来源于复分析中的刘维尔定理或柯西积分公式, 感兴趣的同学可以学习复变函数进一步了解. 事实上, 历史上无数大数学家曾尝试为代数学基本定理这一古老、神秘而美妙的定理给出证明, 但他们的工作都被认为是不严谨的, 例如大家熟知的欧拉、拉格朗日等. 第一个给出严谨证明的是数学天才高斯, 但事实上他的

证明方法在后来基于复分析的美妙而简洁证明出现后就变得黯淡许多. 数学家 J.P. 塞尔曾经指出: 代数基本定理的所有证明本质上都是拓扑的, 因此很推荐对此感兴趣的读者学习拓扑学以及复变函数的知识, 体会数学的美感.

事实上, 我们这里只需要承认这一定理, 更重要的是基于代数学基本定理我们可以进行多项式的分解. 我们分复数域和实数域进行讨论:

定理 17.6

设 $p \in \mathbf{F}[x]$ 是非常数多项式, 则 p 可以唯一分解 (不计因式的次序) 为

1. ($\mathbf{F} = \mathbf{C}$) $p(z) = c(z - \lambda_1) \cdots (z - \lambda_m)$, 其中 $c, \lambda_1, \dots, \lambda_m \in \mathbf{C}$;
2. ($\mathbf{F} = \mathbf{R}$) $p(x) = c(x - \lambda_1) \cdots (x - \lambda_m)(x^2 + b_1x + c_1) \cdots (x^2 + b_Mx + c_M)$, 其中 $c, \lambda_1, \dots, \lambda_m, b_1, \dots, b_M, c_1, \dots, c_M \in \mathbf{R}$, 并且对每个 j 均有 $b_j^2 < 4c_j$.

定理的证明并不困难, 可以参考教材 4.14–4.17, 事实上结论更具重要性. 实际上这就是我们初中阶段学习的因式分解的严谨版本, 特别是实数版本叙述了初中阶段我们囿于实数域无法分解的情形. 而复数版本则是代数学基本定理的直接推广, 由这一分解我们知道: 复数域上的 n 次多项式有且仅有 n 个零点.

例 17.3

证明: 每个奇数次的实系数多项式都有实的零点.

证明

□

例 17.4

设 $p \in \mathbf{F}[x]$ 且 $q \neq 0$. 证明: c 是 $f(x)$ 的 k ($k \geq 1$) 重根的充要条件为

$$f(c) = f'(c) = \cdots = f^{(k-1)}(c), \quad f^{(k)}(c) \neq 0.$$

证明

□

17.3 整除与互素

提到因式我们很容易想到类似于整数的最大公因数的定义，这里我们依次引入整除、公因式和最大公因式的概念：

定义 17.3

设 $p, q \in \mathbf{F}[x]$ 且 $q \neq 0$ ，则 q 整除 p 或 p 能被 q 整除（记为 $q \mid p$ ）当且仅当 p 除以 q 的余式为 0.

例 17.5

设 $p, q \in \mathbf{F}[x]$ ，证明： $p^2 \mid q^2 \iff p \mid q$.

证明

□

定义 17.4

在 $\mathbf{F}[x]$ 中，若 $s \mid p$ 且 $s \mid q$ ，则称 s 是 p 和 q 的一个公因式. 若 p 和 q 的公因式 s 满足对 p 和 q 的任一公因式 s' 都有 $s' \mid s$ ，则称 s 是 p 和 q 的一个最大公因式.

故我们可以看出，当 p 和 q 不为 0 时，最大公因式即为次数最大（首项系数也要最大）的公因式. 相应的，我们也有最小公倍式的定义，这也类似于整数中的最小公倍数，我们不再赘述.

类似于整数中的辗转相除法（或称欧几里得算法），对于多项式我们有如下结论：

定理 17.7

设 $p, q \in \mathbf{F}[x]$ ，存在它们的一个最大公因式 s ，则存在 $u, v \in \mathbf{F}[x]$ 使得

$$s = up + vq.$$

证明与欧几里得算法的构造是类似的，读者可以回顾初等数论的知识，这里也简要给出证明：

证明

□

在本节中我们更重视 p, q 最大公因式为 1 的情况，我们称之为**互素**，我们可以得到一个多项式互素的充要条件：

定理 17.8

设 $p, q \in \mathbf{F}[x]$ ，则 p 和 q 互素的充要条件是存在 $u, v \in \mathbf{F}[x]$ 使得

$$up + vq = 1.$$

这一定理称之为**裴蜀定理**，事实上在数论中也有相对应的结论，证明是非常自然的，读者可以体会：

证明

□

例 17.6

证明： $\mathbf{F}[x]$ 中两个次数大于 0 的多项式没有公共复根的充要条件是它们互素.

证明

□

内容总结
习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

事实上，为了研究上一讲前言中提到的线性变换、矩阵和多项式之间的关系，我们需要一个重要的媒介，即不变子空间。相信读者这一点在接下来的章节中会逐渐体会到这一概念的桥梁作用。

18.1 不变子空间的定义

回顾我们接下来讨论的目标，即找到一组基使得线性变换在这组基下的表示更简单。设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，如果 V 有直和分解

$$V = U_1 \oplus U_2 \oplus \cdots \oplus U_m, \quad (18.1)$$

其中每个 U_i 都是 V 的真子空间，那么我们对于 σ 的研究可以分别在各个 U_i 上进行。这其中的基本原理在于直觉告诉我们（并且实际上通常而言）更低维的空间处理起来应当更为简单，事实上我们后面的很多工作都是在找这样的分解。

为了在低维空间上进行研究，我们需要引入一个新的概念，即 σ 在 U_i 下的限制映射 $\sigma|_{U_i}$ 。我们给出标准的定义如下：

定义 18.1

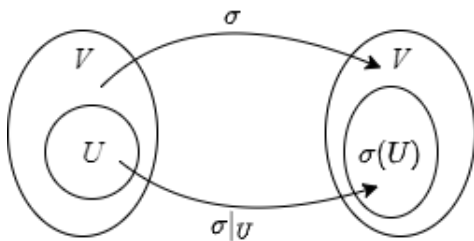
设 V 是数域 \mathbf{F} 上的线性空间， $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，我们在 V 的子空间 U 上定义映射 $\sigma|_U$ 如下：

$$\sigma|_U : U \rightarrow V, \quad \sigma|_U(\alpha) = \sigma(\alpha), \quad \forall \alpha \in U,$$

则称 $\sigma|_U$ 是 σ 在 U 上的**限制映射**。

“限制”一词十分形象（如下图所示），因为限制映射就是将原映射的定义域限制在更

小的范围内, 但原定义域上的映射值保持不变.



但是我们需要注意, 式 18.1 这一分解应当满足一个基本的条件, 就是 σ 应当把每个 U_i 仍然映射到 U_i 本身, 否则我们在讨论 $\sigma|_{U_i}$ 的时候它不是一个线性变换, 这与我们讨论的主题不一致, 即我们希望限制映射 $\sigma|_{U_i}$ 是一个线性变换 (是 $\mathcal{L}(U_i)$ 中的元素), 我们称之为**限制线性变换**.

事实上, 满足 $\sigma|_{U_i} \in \mathcal{L}(U_i)$ 的子空间 U_i 非常重要, 我们需要给予它一个定义:

定义 18.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 若 V 的子空间 U 满足 $\forall \alpha \in U, \sigma(\alpha) \in U$, 则称 U 是 σ 的**不变子空间**, 或称 U 在 σ 下不变, 简称为 σ -子空间.

即不变子空间中的每一个向量经过映射后仍在这一空间中, 因此这里的“不变”的含义也是非常直观的. 根据定义我们可以验证或者求解一些很简单不变子空间. 教材例 5.3 给出了四个常见的不变子空间的例子, 分别是两个平凡子空间和映射的像与核, 验证非常简单, 此处不赘述. 教材 8.20 还给出了 p 为多项式时, $\ker p(\sigma)$ 和 $\operatorname{im} p(\sigma)$ 也为 σ 的不变子空间. 我们这里也简要书写一下, 供读者熟悉如何利用定义验证不变子空间:

例 18.1

若 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 且 $p \in \mathbf{F}[x]$ 为多项式, 则 $\ker p(\sigma)$ 和 $\operatorname{im} p(\sigma)$ 在 σ 下不变.

证明

我们只需验证 $\ker p(\sigma)$ 和 $\operatorname{im} p(\sigma)$ 中的元素经过 σ 映射后仍在这一空间中即可.

1. $\forall \alpha \in \ker p(\sigma), p(\sigma)\alpha = 0$, 因此

$$(p(\sigma))(\sigma(\alpha)) = \sigma(p(\sigma)\alpha) = \sigma(0) = 0,$$

即 $\sigma(\alpha) \in \ker p(\sigma)$, 因此 $\ker p(\sigma)$ 在 σ 下不变;

2. $\forall \alpha \in \operatorname{im} p(\sigma)$, $\exists \beta \in V$, $\alpha = p(\sigma)\beta$, 因此

$$\sigma(\alpha) = \sigma(p(\sigma)\beta) = p(\sigma)(\sigma(\beta)) \in \operatorname{im} p(\sigma),$$

即 $\operatorname{im} p(\sigma)$ 在 σ 下不变.

事实上, 对于 $\ker p(\sigma)$, 我们有

$$p(\sigma)(\alpha) = p(\sigma)\alpha = p(\sigma(\alpha)) = p(0) = 0,$$

因此 $\sigma(\alpha) \in \ker p(\sigma)$, 即 $\ker p(\sigma)$ 在 σ 下不变. 对于 $\operatorname{im} p(\sigma)$, 我们有

$$\forall \alpha \in \operatorname{im} p(\sigma), \exists \beta \in V, \alpha = p(\sigma)\beta,$$

因此

$$\sigma(\alpha) = \sigma(p(\sigma)\beta) = p(\sigma)\sigma(\beta) \in \operatorname{im} p(\sigma),$$

即 $\operatorname{im} p(\sigma)$ 在 σ 下不变. □

有时我们可能会遇到更为复杂的情形, 如下面的例子:

例 18.2

设 \mathbf{F} 为一数域, 线性变换 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{F}^2)$ 定义为

$$\sigma(a, b) = (a, b) \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$$

证明:

1. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{R}$ 时, \mathbf{R}^2 无 σ 的非零真不变子空间;
2. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 时, \mathbf{C}^2 有 σ 的非零真不变子空间.

证明

事实上, 由于 σ 定义在二维空间 \mathbf{F}^2 上, 因此“非零真不变子空间”只能是一维子空间. 设该不变子空间 $U = \operatorname{span}(\alpha) (\alpha \neq 0)$, 并进一步设 $\alpha = (a, b)$. 我们知道, 一维线性空间中所有元素都是成比例的 (可以理解为一条直线, 或者一维空间是由一个向量线性扩张而来, 扩张过程中的线性组合一定保证后面生成的所有向量都互相成比例).

我们假设比例值为 λ , 即

$$\sigma(a, b) = (a, b) \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 2 \end{pmatrix} = \lambda(a, b) = (\lambda a, \lambda b),$$

将矩阵乘法展开, 我们有

$$(a + 2b, -a + 2b) = (\lambda a, \lambda b).$$

由于 $\alpha = (a, b) \neq 0$, 因此 $\lambda \neq 0$, 基于此解方程得到 $\lambda^2 - 3\lambda + 4 = 0$. 这一方程在实数域范围内无解, 复数域内有两个共轭的解, 因此, 我们有

1. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{R}$ 时, \mathbf{R}^2 无 σ 的非零真不变子空间;
2. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 时, \mathbf{C}^2 有 σ 的非零真不变子空间.

□

除此之外, 还有一些更为困难的问题我们将在讨论若当标准形之后进行讨论.

最后我们再基于不变子空间讨论一个商线性变换的概念. 事实上, 如果 U 是 σ 的不变子空间, 那么 σ 还可以诱导出商空间 V/U 上的线性变换. 我们严格定义如下:

定义 18.3

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, U 是 σ 的不变子空间, 定义映射 $\sigma/U : V/U \rightarrow V/U$ 如下:

$$(\sigma/U)(v + U) = \sigma(v) + U, \quad \forall v \in V,$$

则称 σ/U 是 σ 在 U 上的**商线性变换**.

定义映射后, 我们自然的想法就失确认这一定义是不是合理的. 首先这一定义的线性性容易验证, 我们只需要用到商空间中定义的运算性质即可:

- 齐次性: $(\sigma/U)(\lambda(v+U)) = (\sigma/U)(\lambda v+U) = \sigma(\lambda v)+U = \lambda\sigma(v)+U = \lambda(\sigma/U)(v+U)$;
- 加性: $(\sigma/U)((v_1+U) + (v_2+U)) = (\sigma/U)(v_1+v_2+U) = \sigma(v_1+v_2)+U = \sigma(v_1)+\sigma(v_2)+U = (\sigma/U)(v_1+U) + (\sigma/U)(v_2+U)$.

除了线性的要求外, 还有一个很重要的合理性来源于例 8.7 中提到的良定义 (well-defined) 的概念. 因为这里又一次将线性变换定义在了等价类上, 因此我们需要特别关注这一定义的良定义性. 事实上, 回顾例 8.7, 对于一个映射, 其合理性在于原像集合中的一个元素只能映射到像集中的唯一一个值 (否则不符合映射的定义). 商线性变换的出发空

间元素是等价类，因此如果出现 $v + U = w + U$ 但 $\sigma(v) + U \neq \sigma(w) + U$ 的情况，这一定义描述的就不是映射（因为映射要求一个自变量只能映到一个值上），因此不是良定义。但我们可以验证这一映射是良定义的：

证明

设 $v + U = w + U$ ，即 $v - w \in U$ ，由于 U 在 σ 下不变，则 $\sigma(v - w) \in U$ ，即 $\sigma(v) - \sigma(w) \in U$ ，因此 $\sigma(v) + U = \sigma(w) + U$ ，即 σ/U 是良定义的。□

这一定义可能具有一定的抽象性，因此我们用更抽象的例子来加深理解：

例 18.3

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V, W)$ ，定义 $\tilde{\sigma} : (V/(\ker \sigma)) \rightarrow W$ 如下：

$$\tilde{\sigma}(v + \ker \sigma) = \sigma(v).$$

1. $\tilde{\sigma}$ 是良定义的，且是 $(V/(\ker \sigma))$ 到 W 上的线性映射；
2. $\tilde{\sigma}$ 是单射；
3. $\text{im } \tilde{\sigma} = \text{im } \sigma$ ；
4. $V/(\ker \sigma)$ 同构于 $\text{im } \sigma$ 。

证明

□

18.2 特征值与特征向量

事实上，在例 18.2 中，我们求解了一维不变子空间。根据一维空间中向量都成比例的性质，设 U 是 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 的一维不变子空间，我们有

$$\exists \lambda \in \mathbf{F}, \sigma(\alpha) = \lambda\alpha, \forall \alpha \in U,$$

即任意向量作用线性变换后的结果与原向量成比例。这一性质将引入接下来的特征值与特征向量的概念，事实上它们对于获得简单矩阵的目标而言非常重要，因此我们需要特别研究一维不变子空间。

在接下来的讨论中，我们很多定义都会有相应的矩阵和映射版本。回顾在定理 11.7 中的讨论，我们提到了矩阵 A 和线性映射 $\sigma(\alpha) = A\alpha$ 的统一性，提到我们未来将不区分矩阵和线性变换，这一点在本节过后将有更深刻的体会。

18.2.1 特征值与特征向量的定义与求解

首先介绍线性变换和矩阵的特征值与特征向量的概念：

定义 18.4

设 σ 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 上的一个线性变换，如果存在数 $\lambda \in \mathbf{F}$ 和非零向量 $\xi \in V$ 使得 $\sigma(\xi) = \lambda\xi$ ，则称数 λ 为 σ 的一个**特征值**，并称非零向量 ξ 为 σ 属于其特征值 λ 的**特征向量**。

必须注意特征向量为非零向量，否则零向量 $\xi = \mathbf{0}$ 对任意 λ 都满足上面定义，从而失去“特征”的含义。但是特征值可以为 0，此时 $\sigma(\xi) = \mathbf{0}$ ，即全体特征向量的集合就是线性变换的核空间。

对于某一个 $\lambda \in \mathbf{F}$ ，我们将所有满足 $\sigma(\xi) = \lambda\xi$ 的向量构成的集合记为 $V_\lambda = \{\xi \mid \sigma(\xi) = \lambda\xi, \xi \in V\}$ ，称为 σ 关于其特征值 λ 的**特征子空间**。显然，这一集合是由零向量和全体 λ 对应的特征向量构成的。我们可以验证 V_λ 的确是 V 的“子空间”：

例 18.4

证明： V_λ 是 V 的子空间。

证明

回顾证明子空间的两个要求：非空和运算封闭性。首先 V_λ 非空，因为 $\mathbf{0} \in V_\lambda$ ，即 $\sigma(\mathbf{0}) = \lambda\mathbf{0}$ ，因此 $\mathbf{0} \in V_\lambda$ ，故 V_λ 非空。

其次，对于任意 $\xi_1, \xi_2 \in V_\lambda$ ， $k_1, k_2 \in \mathbf{F}$ ，我们有

$$\sigma(k_1\xi_1 + k_2\xi_2) = k_1\sigma(\xi_1) + k_2\sigma(\xi_2) = k_1\lambda\xi_1 + k_2\lambda\xi_2 = \lambda(k_1\xi_1 + k_2\xi_2),$$

因此 $k_1\xi_1 + k_2\xi_2 \in V_\lambda$ ，故满足线性运算封闭。综上， V_λ 是 V 的子空间。 \square

事实上，我们通过之后的例子会知道， V_λ 的维数不一定是 1，而至少是 1。那么我们之前引入特征值特征向量时所说的“一维不变子空间”是什么呢？事实上，我们可以取 V_λ 的任一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ ，则其中任一向量进行扩张得到的子空间 $U_i = \text{span}(\alpha_i) (i = 1, \dots, n)$ 就是一维不变子空间，因为 $\forall u_i \in U_i$ ， $\sigma(u_i) = \lambda u_i \in U_i$ ，即 U_i 在 σ 下不变。我们还需要注意，一维不变子空间的选取是不唯一的，因为 V_λ 的基的选取是不唯一的，因此 U_i 的选取也是不唯一的，实际上对于任意的 $\alpha \in V_\lambda$ ， $\text{span}(\alpha)$ 都是一维不变子空间。

上面是线性变换的特征值与特征向量的定义，事实上我们也有对应的矩阵的特征值与特征向量的定义：

定义 18.5

设矩阵 $A \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, 如果存在数 $\lambda \in \mathbf{F}$ 和非零向量 $X \in \mathbf{F}^n$ 使得 $AX = \lambda X$, 则称数 λ 为 A 的一个特征值, 称非零向量 X 为 A 属于其特征值 λ 的特征向量.

下面我们说明线性映射的特征值与特征向量和矩阵的特征值与特征向量之间的关系. 实际上, 假设 A 是 σ 在基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的表示矩阵, 且 $\xi = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)X$, 即 X 是 ξ 在基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的坐标, 则我们有

$$\begin{aligned}\sigma(\xi) = \lambda\xi &\iff \sigma((\alpha_1, \dots, \alpha_n)X) = \lambda(\alpha_1, \dots, \alpha_n)X \\ &\iff (\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n))X = (\lambda\alpha_1, \dots, \lambda\alpha_n)X \\ &\iff (\alpha_1, \dots, \alpha_n)AX = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)(\lambda X) \\ &\iff AX = \lambda X\end{aligned}$$

其中第一行与第二行间的等价关系用到了矩阵乘法一节中证明的性质 $\sigma((\alpha_1, \dots, \alpha_n)X) = (\sigma(\alpha_1, \dots, \alpha_n))X$. 由上述讨论可知 λ 同时是线性变换和矩阵的特征值, 与基的选取无关. 但矩阵的特征向量 X 是线性映射特征向量在基下的坐标, 这与基的选取有关.

接下来我们讨论如何求解特征值与特征向量. 我们首先需要证明一个定理:

定理 18.1

设 σ 是 $V(\mathbf{F})$ 上的线性变换, I 为恒等映射, 则下述条件等价:

- (1) $\lambda \in \mathbf{F}$ 是 σ 的特征值;
- (2) $\sigma - \lambda I$ 不是单射;
- (3) $\sigma - \lambda I$ 不是满射;
- (4) $\sigma - \lambda I$ 不可逆.

证明

- (1) \implies (2) $\lambda \in \mathbf{F}$ 是 σ 的特征值, 说明 $\exists v \in V$ 且 $v \neq 0$ 使得 $\sigma(v) = \lambda v$. 因此 $(\sigma - \lambda I)(v) = 0$, 即 $\sigma - \lambda I$ 核空间不只有零元, 根据单射等价条件 [定理 5.6](#), 不单成立;
- (2) \implies (3) 根据 [定理 6.2](#) 可知, $\sigma - \lambda I$ 不满当且仅当 $\sigma - \lambda I$ 不单;
- (3) \implies (4) 根据定理 6.2 显然;
- (4) \implies (1) $\sigma - \lambda I$ 不可逆, 根据定理 6.2 可知其不为单射, 又根据单射等价条件定理 5.6 可

知 $(\sigma - \lambda I)(v) = 0$ 有非零解, 即 $\sigma(v) = \lambda v$, 其中 $v \neq 0$, 这与特征值定义一致.

□

由上述定理, $\lambda \in \mathbf{F}$ 是 σ 的特征值等价于 $\sigma - \lambda I$ 不可逆, 因此其在 V 的任意一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的矩阵 $A - \lambda E$ 也不可逆 (其中 A 为 σ 在这组基下的矩阵, E 为单位矩阵), 这又等价于 $|A - \lambda E| = 0$.

因此 $\lambda \in \mathbf{F}$ 是 σ 的特征值等价于 $|\lambda E - A| = 0$, 故我们可以通过 $|\lambda E - A| = 0$ 求解特征值, 其中 A 为 σ 在某组基下的矩阵, E 为单位矩阵对于特征向量的求解, 求出 $(\lambda E - A)X = 0$ 的非零解就是特征向量在基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的坐标, 如果是矩阵的特征向量, 那么 X 就是解.

上述求解特征向量的方法需要我们求解 $f(\lambda) = |\lambda E - A|$ 的根, 事实上 $f(\lambda) = |\lambda E - A|$ 是在之后的讨论中有核心地位的概念, 我们称其为矩阵 A 的**特征多项式** tezhengduoxiangshi 特征多项式 (characteristic polynomial), 其 k 重根称为 k 重特征值 (称 k 为代数重数), 该特征值对应的特征子空间维数称为该特征值的几何重数.

例 18.5

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \\ 1 & a & 0 \end{pmatrix}$, 且存在非零向量 α 使得 $A\alpha = 2\alpha$, 求 a .

解

由题意知 2 是矩阵 A 的特征值, 因此我们有

$$|2E - A| = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -2 & 2 & -1 \\ -1 & -a & 2 \end{vmatrix} = 9 - a = 0,$$

因此 $a = 9$.

接下来, 我们将特征多项式定义中的行列式展开得到以下定理:

定理 18.2

对于 n 级矩阵 $A = (a_{ij})$, 记

$$f(\lambda) = |\lambda E - A| = a_0 \lambda^n + a_1 \lambda^{n-1} + \dots + a_{n-1} \lambda + a_n$$

则 $a_0 = 1$, $a_1 = -\text{tr}(A)$, $a_n = (-1)^n |A|$, 且 a_k 等于所有 k 级主子式之和乘以 $(-1)^k$.

证明

设 $A = (a_{ij})$ 的列向量为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, 则

$$f(\lambda) = |\lambda E - A| = \begin{vmatrix} \lambda e_1 - \alpha_1 & \lambda e_2 - \alpha_2 & \cdots & \lambda e_n - \alpha_n \end{vmatrix}.$$

其中 e_1, \dots, e_n 为 \mathbf{F}^n 的标准基, 因此根据行列式的定义 13.1 的加性, $f(\lambda)$ 可以拆成 2^n 个行列式的和, 它们是

$$(-\alpha_1, \dots, -\alpha_{j_1-1}, \lambda e_{j_1}, -\alpha_{j_1+1}, \dots, -\alpha_{j_2-1}, \lambda e_{j_2}, -\alpha_{j_2+1}, \dots, -\lambda e_{j_{n-k}}, \dots, -\alpha_n), \quad (18.2)$$

其中 $1 \leq j_1 < j_2 < \cdots < j_{n-k} \leq n$, $k = 0, 2, \dots, n$.

上式初看会显得非常复杂, 但实际上利用行列式定义的加性去拆分就是每列有两种拆出来的选择, 一种是选择 λe_{j_i} , 另一种是选择 $-\alpha_{j_i}$, 这就是 2^n 种拆分方式的来由. 其中取出 k 列 $-\alpha_{j_i}$, 剩余 $n-k$ 列选择 λe_{j_i} 的就可以表示为上式的形式.

利用定理 14.1 对式 18.2 第 j_1, \dots, j_{n-k} 列展开, 我们发现这 $n-k$ 列元素组成的 $n-k$ 阶主子式只有一个不为 0:

$$\begin{vmatrix} \lambda & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda \end{vmatrix} = \lambda^{n-k},$$

这个不等于 0 的 $n-k$ 阶主子式对应的代数余子式为

$$\begin{aligned} & (-1)^{(j_1+\cdots+j_{n-k})+(j_1+\cdots+j_{n-k})} (-A) \begin{pmatrix} j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \\ j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \end{pmatrix} \\ & = (-1)^k A \begin{pmatrix} j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \\ j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \end{pmatrix} \end{aligned}$$

其中 j'_1, \dots, j'_k 为 $1, \dots, n$ 中除去 j_1, \dots, j_{n-k} 的 k 个数按递增顺序排列的结果, 这一点通过余子式的定义是显然的. 因此式 18.2 的值为

$$(-1)^k A \begin{pmatrix} j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \\ j'_1 & j'_2 & \cdots & j'_k \end{pmatrix} \lambda^{n-k}.$$

这实际上只是取 $n-k$ 列 λe_{j_i} 的一种情况, 事实上对于所有可能的 j_1, \dots, j_{n-k} 的取

法, 我们都可以得到类似的结果, 因此 $|\lambda E - A|$ 中 λ^{n-k} 的系数为

$$(-1)^k \sum_{1 \leq j'_1 < \dots < j'_k \leq n} A \begin{pmatrix} j'_1 & j'_2 & \dots & j'_k \\ j'_1 & j'_2 & \dots & j'_k \end{pmatrix}.$$

即 a_k 等于所有 k 级主子式之和乘以 $(-1)^k$, 且代入 $k=0, 1, n$ 有 $a_0=1$, $a_1=-\operatorname{tr}(A)$, $a_n=(-1)^n|A|$. \square

这一定理的证明事实上无需掌握, 这里给出证明是为了补全教材中的空缺. 这里我们主要掌握两个特例, 即由韦达定理, 我们有

1. $\sum_{i=1}^n \lambda_i = \sum_{i=1}^n a_{ii};$
2. $\prod_{i=1}^n \lambda_i = |A|.$

即特征值按重数求和为矩阵的迹 (即矩阵对角线元素之和), 特征值按重数求积为矩阵行列式. 这一结论在解决某些问题时有一定作用.

事实上, 我们这里给出的特征多项式只是矩阵的特征多项式的定义, 关于线性变换特征多项式的定义以及进一步讨论将在后续章节进行, 我们也会说明两种特征多项式的定义是统一的.

18.2.2 特征值的基本性质

关于特征值, 我们有如下基本性质:

1. 设 λ 是线性空间 $V(\mathbf{F})$ 上的线性变换 σ 的特征值, ξ 是 σ 属于 λ 的特征向量, 则
 - (1) $k\lambda$ 是 $k\sigma$ 的特征值, λ^m 是 σ^m 的特征值, 且 ξ 仍是相应特征向量;
 - (2) 若 $f(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_1 x + a_0$ 是 \mathbf{F} 上的多项式, 则 $f(\sigma)(\xi) = f(\lambda)\xi$;
2. 设 λ 是 n 阶矩阵 A 的特征值, A 可逆, 则 λ^{-1} 是 A^{-1} 的特征值, $|A|\lambda^{-1}$ 是 A 的伴随矩阵 A^* 的特征值, 且特征向量不变.

证明

1. (1) 由于 $\sigma(\xi) = \lambda\xi$, 则 $(k\sigma)(\xi) = k\lambda\xi$, 即 $k\lambda$ 是 $k\sigma$ 的特征值, ξ 仍是相应特征向量.
而 $\sigma^m(\xi) = \sigma^{m-1}(\sigma(\xi)) = \sigma^{m-1}(\lambda\xi) = \lambda\sigma^{m-1}(\xi) = \dots = \lambda^m\xi$, 即 λ^m 是 σ^m 的特征值, ξ 仍是相应特征向量.

(2) 利用前述 σ^m 的相关性质, 我们有

$$\begin{aligned} f(\sigma)(\xi) &= (a_n\sigma^n + a_{n-1}\sigma^{n-1} + \cdots + a_1\sigma + a_0I)(\xi) \\ &= a_n\sigma^n(\xi) + a_{n-1}\sigma^{n-1}(\xi) + \cdots + a_1\sigma(\xi) + a_0I(\xi) \\ &= a_n\lambda^n\xi + a_{n-1}\lambda^{n-1}\xi + \cdots + a_1\lambda\xi + a_0\xi \\ &= f(\lambda)\xi. \end{aligned}$$

2. 设 ξ 是 A 的特征值, 即 $A\xi = \lambda\xi$, 则 $\xi = A^{-1}A\xi = A^{-1}\lambda\xi$, 即 $A^{-1}\xi = \lambda^{-1}\xi$, 因此 λ^{-1} 是 A^{-1} 的特征值, ξ 仍是相应特征向量.

又由于 A 可逆时 $A^* = |A|A^{-1}$, 根据前面关于 $k\sigma$ 和 A^{-1} 特征值的讨论可知, $|A|\lambda^{-1}$ 是 A 的伴随矩阵 A^* 的特征值, ξ 仍是相应特征向量.

□

事实上, 根据我们之前对线性变换特征值和矩阵特征值的讨论, 我们知道上面的结论中“矩阵”和“线性变换”都可以互相替换 (除了伴随矩阵没有定义相应的映射).

下面这一例子也是一些经典的结论, 应当熟悉.

例 18.6

对下列矩阵 A 的特征值, 能做出怎样的断言?

1. A 可逆/ A 不可逆/ $E + A$ 可逆/ $4E + A$ 不可逆;
2. $|E - A^2| = 0$;
3. $A^2 = E$ (对合) / $A^2 = A$ (幂等) / $A^k = 0$ (幂零) / $AA^T = A^T A = E$ (正交);
4. $A = \lambda_0 E + B$ (λ_0 为常数, 且已知 B 的 n 个特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$);
5. A 为对角块矩阵, 即 $A = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_m)$.

解

1. A 可逆时有 $|A| = \lambda_1 \cdots \lambda_n \neq 0$, 因此 A 的特征值都不为 0. 同理, A 不可逆同理表明存在特征值等于 0, $E + A$ 可逆表明 -1 不是 A 的特征值, $4E + A$ 不可逆表明 -4 是 A 的特征值.
2. $|E - A^2| = |E - A||E + A| = 0$, 因此 ± 1 都是 A 的特征值.
3. 我们首先考虑对合矩阵, 接下来的同理可以得到类似结论. 由于 $A^2 = E$, 设

$AX = \lambda X$, 则 $A^2X = \lambda^2X = X$, 因此 $\lambda^2 = 1$, 即 $\lambda = \pm 1$, 因此 ± 1 都是 A 的特征值.

但这里我们需要强调的是, 不同于前两问, 前两问中我们都是说某些值是 A 的特征值, 但无法保证 A 的特征值只能是某些值, 但在本题这样给出矩阵方程的情况下, 我们可以得到 A 的特征值恰好就是 ± 1 , 没有其他值. 我们用反证法, 假设存在 $\lambda_0 \neq \pm 1$ 是 A 的特征值, 即 $AX = \lambda_0 X$, 则 $A^2X = \lambda_0^2 X \neq X$ (因为 X 不是零向量), 导出矛盾.

注: 本题解决过程中告诉我们一个解题技巧, 如果看到 A 的多项式 $f(A) = O$ 这种形式的表达式, 事实上 A 的特征值就是 $f(\lambda) = 0$ 的根, 如上题中 $f(A) = A^2 - E$, 则 $f(\lambda) = \lambda^2 - 1$, 因此 A 的特征值就是 ± 1 .

同理, 我们可以知道幂等矩阵的特征值只能是 0 和 1, 幂零矩阵的特征值只能是 0 (这是一个重要的幂零矩阵等价条件, 未来我们会再次遇到), 正交矩阵的特征值只能是 1 和 -1.

4. 设 $BX = \lambda_i X_i (X_i \neq 0, i = 1, \dots, n)$, 则 $AX_i = \lambda_0 X_i + BX_i = \lambda_0 X_i + \lambda_i X_i = (\lambda_0 + \lambda_i)X_i$, 因此 $\lambda_0 + \lambda_i (i = 1, \dots, n)$ 都是 A 的特征值.

5.

$$|\lambda E - A| = \begin{vmatrix} \lambda E_1 - A_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda E_2 - A_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda E_m - A_m \end{vmatrix} = \prod_{i=1}^m |\lambda E_i - A_i| = 0$$

因此, $A_i (i = 1, \dots, m)$ 的特征值都是 A 的特征值.

基于上面给出的性质和例子, 我们可以进一步运用特征值的性质来求解一些问题, 下面是一些例子:

例 18.7

回答以下问题:

1. 设 $\alpha = (1, 0, -1)^T$, 且 $A = \alpha\alpha^T$, 求 $|6E - A^n|$;
2. 设 A 为三阶矩阵, 其特征值为 1, -2, -1, 求 $|A|$, $A^* + 3E$ 的特征值, $(A^{-1})^2 + 2E$ 的特征值以及 $|A^2 - A + E|$;
3. 设 A 为三阶矩阵, $A^2 - A - 2E = O$, $|A| = 2$, 求 $|A^* + 3E|$;

4. 设 A 为三阶矩阵, 其特征值为 $-1, -1, 5$, 求 $A_{11} + A_{22} + A_{33}$;

解

- 事实上 $A = \alpha\alpha^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 由 $|\lambda E - A| = 0$ 解得 A 的特征值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0, \lambda_3 = 2$, 而根据 A^n 的特征值性质和例 18.6 可知, $6E - A^n$ 的特征值为 $6 - \lambda_1^n, 6 - \lambda_2^n, 6 - \lambda_3^n$, 即 $6, 6, 6 - 2^n$, 因此 $|6E - A^n| = 6^2(6 - 2^n) = 36(6 - 2^n)$.
- 由于 A 的特征值为 $1, -2, -1$, 因此 $|A| = 1 \times (-2) \times (-1) = 2$, 而 A^* 的特征值为 $|A|\lambda^{-1}$, 因此 A^* 的特征值为 $2, -1, -2$, 故 $A^* + 3E$ 的特征值为 A^* 的特征值加 3 (根据例 18.6), 即为 $5, 2, 1$, 又根据 A^{-1} 和 A^2 特征值的性质可知, $(A^{-1})^2 + 2E$ 的特征值为 $1^2 + 2, (-1/2)^2 + 2, (-1)^2 + 2$, 即为 $3, 9/4, 3$, 而 $A^2 - A + E$ 的特征值根据 $f(\sigma)$ 特征值性质的讨论可知为 $1^2 - 1 + 1, (-2)^2 - (-2) + 1, (-1)^2 - (-1) + 1$, 即为 $1, 7, 3$, 因此 $|A^2 - A + E| = 1 \times 7 \times 3 = 21$.
- 设 $AX = \lambda X (X \neq 0)$, 则 $(A^2 - A - 2E)X = (\lambda^2 - \lambda - 2)X = O$, 因此 $\lambda = -1$ 或 $\lambda = 2$, 根据例 18.6 中关于对合矩阵的讨论可知, A 的特征值恰为 -1 和 2 . 又 $|A| = 2$, 且 A 为 3 阶矩阵, 因此 A 的 3 个特征值必为 $-1, -1, 2$.
又 A^* 的特征值为 $|A|\lambda^{-1}$, 因此 A^* 的特征值为 $1, -2, -2$, 又根据例 18.6 的结论, $A^* + 3E$ 的特征值为 A^* 的特征值加 3, 即 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 4$, 故 $|A^* + 3E| = \lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 = 4$.
- 由题意知 $|A| = 5$, 故 A^* 的特征值为 $|A|\lambda^{-1}$ 即为 $\mu_1 = \mu_2 = -5, \mu_3 = 1$, 而 $A_{11} + A_{22} + A_{33}$ 就是 A^* 的迹 (即矩阵对角线元素之和), 因此 $A_{11} + A_{22} + A_{33} = \mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = -9$.

18.2.3 特征向量的基本性质

这一部分的定理与下一讲中得到简单矩阵的可对角化的等价条件直接相关, 实际上有了本节的定理, 可对角化条件是很显然的.

定理 18.3

设 V 是有限维的, $\sigma \in L(V)$ 且 $\lambda \in \mathbf{F}$, 则

- σ 的不同特征值对应的特征向量线性无关;

2. σ 的不同特征值对应的特征子空间的和为直和;
3. σ 最多有 $\dim V$ 个不同的特征值.

证明

1. 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 是 σ 的互异特征值, ξ_1, \dots, ξ_m 是相应的特征向量. 反证法, 我们假设 ξ_1, \dots, ξ_m 线性相关, 由引理 3.1 可知, 存在 k 是使得

$$\xi_k \in \text{span}(\xi_1, \dots, \xi_{k-1})$$

成立的最小整数, 则存在 c_1, \dots, c_{k-1} 使得

$$\xi_k = c_1 \xi_1 + \dots + c_{k-1} \xi_{k-1}.$$

将 T 作用到上式两边, 我们有

$$\lambda_k \xi_k = c_1 \lambda_1 \xi_1 + \dots + c_{k-1} \lambda_{k-1} \xi_{k-1}.$$

将 item 1 两边乘以 λ_k , 然后减去上式, 我们有

$$0 = c_1 (\lambda_k - \lambda_1) \xi_1 + \dots + c_{k-1} (\lambda_k - \lambda_{k-1}) \xi_{k-1}.$$

由于我们选取的 k 是满足 $\xi_k \in \text{span}(\xi_1, \dots, \xi_{k-1})$ 的最小整数, 因此 ξ_1, \dots, ξ_{k-1} 线性无关, 故 $a_1 = \dots = a_{k-1} = 0$, 因此 $\xi_k = 0$, 这与 ξ_k 是特征向量矛盾, 因此 ξ_1, \dots, ξ_m 线性无关.

2. 回忆直和的证明方法, 我们在定理 4.4 中选取合适等价命题进行证明. 假设

$$\xi_1 + \dots + \xi_m = 0, \quad (18.3)$$

其中 $\xi_i \in V_{\lambda_i}$, 由于 σ 的不同特征值对应的特征向量线性无关, 因此 ξ_1, \dots, ξ_m 不可能是特征向量, 否则由式 18.3 可知它们线性相关, 故必有 $\xi_1 = \dots = \xi_m = 0$, 这表明 σ 的不同特征值对应的特征子空间的和为直和.

3. 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 是 σ 的互异特征值, ξ_1, \dots, ξ_m 是相应的特征向量. 前面已经证明了 ξ_1, \dots, ξ_m 线性无关, 因此 $\dim V \geq m$, 得证.

□

上述定理有如下推论:

1. 若 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 是线性映射 σ 互异的特征值, 则 $V_{\lambda_i} \cap \sum_{j \neq i} V_{\lambda_j} = \{0\}$ ($i = 1, \dots, m$), 则一个特征向量不能属于多个特征值. 这一推论来源于直和的一个等价条件, 线性空间

运算一讲的习题中有涉及.

2. σ 的不同特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 对应的特征子空间 $V_{\lambda_1}, \dots, V_{\lambda_m}$ 的基向量合在一起构成的向量组线性无关, 且是 $V_{\lambda_1} + V_{\lambda_2} + \dots + V_{\lambda_m}$ 的基.

接下来这个定理讨论了代数重数和几何重数间的关系:

定理 18.4

n 维线性空间 $V(\mathbf{F})$ 的线性变换 σ 的每个特征值 λ_0 的重数 (代数重数) 大于等于其特征子空间 V_{λ_0} 的维数 (几何重数).

证明

根据线性变换和矩阵特征值的统一性 (即特征多项式一致, 故特征值代数重数一致) 以及特征向量通过坐标映射一一对应的性质 (即几何重数一致), 我们只需要讨论 σ 在 V 的某一组基下的表示矩阵 A 的情况即可.

设 λ_0 对应的特征子空间维数为 r , 则存在 V_{λ_0} 的一组基 ξ_1, \dots, ξ_r , 并将其扩充为 V 的一组基 $\xi_1, \dots, \xi_r, \xi_{r+1}, \dots, \xi_n$.

定义 n 阶可逆矩阵 $U = (\xi_1, \dots, \xi_r, \xi_{r+1}, \dots, \xi_n)$, 根据 $A\xi_i = \lambda_0\xi_i (i = 1, \dots, r)$, 我们有

$$\begin{aligned} A(\xi_1, \dots, \xi_r, \xi_{r+1}, \dots, \xi_n) &= (\lambda_0\xi_1, \dots, \lambda_0\xi_r, A\xi_{r+1}, \dots, A\xi_n) \\ &= (\xi_1, \dots, \xi_r, \xi_{r+1}, \dots, \xi_n) \begin{pmatrix} \lambda_0 E_r & B \\ O & C \end{pmatrix} \end{aligned}$$

其中 B 是 $r \times (n-r)$ 矩阵, C 是 $(n-r) \times (n-r)$ 矩阵, O 是零矩阵. 记 $D = \begin{pmatrix} \lambda_0 E_r & B \\ O & C \end{pmatrix}$, 则 $AU = UD \Rightarrow A = UDU^{-1}$.

考虑特征多项式 $|\lambda E - A| = |\lambda E - UDU^{-1}| = |U(\lambda E_n - D)U^{-1}| = |U||\lambda E_n - D||U^{-1}| = |\lambda E_n - D|$, 故 $|\lambda E - A| = |\lambda E_n - D|$. 进一步地, $|\lambda E - D| = |\lambda E_r - \lambda_0 E_r||\lambda E_{n-r} - C| = (\lambda - \lambda_0)^r |\lambda E_{n-r} - C|$, 因此 λ_0 作为特征多项式 $|\lambda E - A|$ 的根的重数至少为 r , 即 λ_0 的代数重数大于等于其特征子空间 V_{λ_0} 的维数. \square

事实上, 由于 n 阶矩阵的特征多项式是 n 次的, 因此所有特征值的代数重数之和等于 n , 但是根据上述定理可知所有特征值的几何重数之和小于等于 n , 即所有特征子空间的直和不一定能够得到原空间 V . 这将构成我们接下来讨论的一个核心: 我们在下一讲中将要讨论代数重数和几何重数相等情况下的最简单的矩阵表示, 以及二者不相等的时候如何对

原空间进行分解（因为此时 V 不能被分解为特征子空间直和）使得我们可以获得较为简单的矩阵表示.

最后我们再通过一个例子体会特征向量和特征子空间的一些性质:

例 18.8

设 $V(\mathbf{F})$ 是 n 维线性空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 证明:

1. 若 α, β 是 σ 的属于不同特征值的特征向量, 则 $c_1 c_2 \neq 0$ 时, $c_1 \alpha + c_2 \beta$ 不是 σ 的特征向量;
2. V 中的每一非零向量都是 σ 的特征向量 $\iff \sigma = c_0 I_V$, 其中 $c_0 \in \mathbf{F}$ 是一个常数, I_V 是恒等变换.

证明

1. 设 $\sigma(\alpha) = \lambda_1 \alpha, \sigma(\beta) = \lambda_2 \beta$, 其中 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 并假设 $c_1 \alpha + c_2 \beta$ 是 σ 的特征向量, 即存在 $\lambda_0 \in \mathbf{F}$ 使得

$$\sigma(c_1 \alpha + c_2 \beta) = \lambda_0 (c_1 \alpha + c_2 \beta).$$

展开括号, 我们有

$$c_1 \sigma(\alpha) + c_2 \sigma(\beta) = c_1 \lambda_0 \alpha + c_2 \lambda_0 \beta.$$

即 $c_1 \lambda_1 \alpha + c_2 \lambda_2 \beta = c_1 \lambda_0 \alpha + c_2 \lambda_0 \beta$, 即 $(\lambda_1 - \lambda_0) c_1 \alpha + (\lambda_2 - \lambda_0) c_2 \beta = 0$, 由于 α, β 线性无关, 因此

$$c_1 (\lambda_1 - \lambda_0) = c_2 (\lambda_2 - \lambda_0) = 0.$$

当 $c_1 c_2 \neq 0$ 时, 我们有 $\lambda_1 = \lambda_0 = \lambda_2$, 这与 $\lambda_1 \neq \lambda_2$ 矛盾, 因此 $c_1 \alpha + c_2 \beta$ 不是 σ 的特征向量.

2. 右推左显然, 我们只考虑左推右的证明. 由上一小问结论可知, 若 V 中的每一非零向量都是 σ 的特征向量, σ 不可能有不同的特征值 (因为有不同的特征值就有不同特征值对应的特征向量, 但它们的线性组合一定仍在 V 中, 这与从第一问中得到的结论, 即它不是 σ 的特征向量矛盾). 设 c_0 是 σ 的唯一的特征值, 则对于任意 $\alpha \in V$, 我们有 $\sigma(\alpha) = c_0 \alpha$, 即 σ 在任意元素上的像都已经唯一确定, 则显然在 V 的一组基上的像也唯一确定, 由定理 5.7 可知这样的线性映射是唯一的, $\sigma = c_0 I_V$ 符合要求, 因此它就是我们要找的线性映射.

□

事实上, 本题的结论是十分具有启发性的. 它表明, 即便所有特征子空间的直和等于

全空间 V ，这也不表明 V 中所有向量都是特征向量，只有特征值唯一时才能做到这一点. 原因在于不同特征子空间之间是直和，因此我们无法通过两个特征子空间的基向量的线性组合（系数非零）来得到任意特征子空间中的向量，相反，这样的线性组合会使得得到的新向量不在任何一个特征子空间中，因此无法使得 V 中所有向量都是特征向量.

18.2.4 实数域与复数域的讨论

在上一节中我们并没有明确区分特征值所在的数域（即线性空间 V 定义的数域）. 实际上上面的讨论都是与数域无关的，即无论是什么数域上面的定理都是成立的. 然而，从例 18.2 中我们看到实数域和复数域可能有本质的不同，即特征值的存在性可能存在差别. 事实上，这是定理 17.6 的必然结果，因为复数域上 n 次多项式一定有 n 个根，但实数域上可能根会减少，因此 n 次特征多项式 $f(\lambda)$ 在实数域上解的情况与复数域有差别.

因此我们有必要分别讨论在复数域和实数域条件下特征值与特征向量的不同性质，事实上我们将在实空间上的线性变换一讲中单独深入讨论这一主题，但现在我们需要几个定理来引入这一话题并为接下来的讨论作准备：

定理 18.5

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ， V 是 n 维复线性空间，则 σ 必有特征值.

这一定理从解特征多项式求特征值的角度来看是非常显然的，因为此时特征多项式 $f(\lambda)$ 展开后为 n 次多项式，则由代数学基本定理， $f(\lambda) = 0$ 在复数域上有 n 个解，因此复线性空间上的线性变换一定有特征值. 注意实线性空间上不一定有特征值，因为 $f(\lambda) = 0$ 可能无实根.

这一命题也可以不使用特征多项式解决，在《线性代数应该这样学》的 5.21 以及习题 5.B 的 16-17 题都给出了一些不使用行列式、特征多项式的证明方法，读者可以参考，此处篇幅有限不再赘述.

定理 18.6

任取 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ， V 是 n 维线性空间（无论数域是实或复），则 σ 一定有一维或二维不变子空间.

证明

由定理 18.5 可知，复空间 σ 有特征值 λ ，因此根据在特征子空间的讨论可知必然存在一维不变子空间.

若 σ 定义在实空间上，我们可以首先考虑复数域上的特征值，若 $a + bi$ 是 σ 的特

征值, 其中 $a, b \in \mathbf{R}$, 则存在不全为零的实向量 α, β 使得 $\alpha + \beta i$ 是 σ 的特征向量, 即我们有

$$\sigma(\alpha + \beta i) = (a + bi)(\alpha + \beta i).$$

展开括号, 我们可以得到

$$\sigma(\alpha) = a\alpha - b\beta, \sigma(\beta) = b\alpha + a\beta.$$

令 $U = \text{span}(\alpha, \beta)$, 则 U 是 σ 的不变子空间, 且 $\dim U = 1$ 或 $\dim U = 2$, 具体取值取决于 α 和 β 是否线性相关. \square

这里讨论实空间的情况时, 我们用到了一个很特别的思想, 即首先考虑了复特征值和特征向量, 然后通过将复数表示为 $a + bi (a, b \in \mathbf{R})$ 的形式转回了实空间上的研究. 这一思想我们称之为“复化”, 我们将在本讲义后面的章节中更为完整地讨论这一思想.

最后我们讨论实数特征值和复数特征值几何意义的不同. 比较显然的一点是, 实数域上的特征值与特征向量的几何意义在于, 某一线性变换的特征向量在经过变换后得到的向量与原先向量共线, 因为若 $\alpha \in V$ 为 σ 的特征向量, 则存在 $\lambda \in \mathbf{R}$ 有 $\sigma(\alpha) = \lambda\alpha$, 因此 α 被线性变换作用后相当于简单的按比例伸缩.

但是如果特征值是复数, 那么情况并不会这么简单. 我们接下来的讨论思路比较直观, 不够严谨, 但是可以帮助我们理解复数特征值的几何意义. 我们首先来看一个例子:

例 18.9

设 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{F}^2)$ 定义为 $\sigma(w, z) = (-z, w)$.

1. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{R}$ 时, 求 σ 的特征值和特征向量;
2. 当 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 时, 求 σ 的特征值和特征向量.

解

我们首先写出 σ 在任意一组基下的矩阵表示, 为了方便, 我们选取标准基 $e_1 = (1, 0), e_2 = (0, 1)$, 则矩阵表示为

$$A = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

则其特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda E - A| = \lambda^2 + 1$, 因此

1. 在实数域上无特征值和特征向量;
2. 复数域上特征值为 $\pm i$, 其中 i 对应的特征向量为 $(w, -wi)$, $-i$ 对应的特征向量

为 (w, wi) , 其中 $w \in \mathbf{R}$ 且 $w \neq 0$.

这里需要强调的一点是, \mathbf{C}^2 也是二维线性空间, 原因在于这里的 \mathbf{C}^2 的含义是定义在复数域上的, 即是 $\mathbf{C}^2(\mathbf{C})$, 而不是 $\mathbf{C}^2(\mathbf{R})$, 因此维数为 2 而非 4. 事实上在例 3.4 中读者应当就已经理解了这一点, 此处不再做详细解释.

事实上, 我们可以抛开程序式的解题步骤, 仔细观察这里的映射定义, 我们会发现, 在实数域内这一变换 σ 就是二维平面中将向量绕原点逆时针旋转 90° 的旋转变换, 因此在实数域内无特征值 (实特征值实际上只能将特征向量沿着原方向伸缩). 但为何复数域内有特征值呢? 我们回忆复数的极坐标表示, 任意复数 z 可表示为 $z = re^{i\theta}$, 因此直观而言复特征值除了伸缩效应外也有旋转的效应.

本题中两个特征向量可以写为 $\alpha \pm i\beta$, 则 T 在 (α, β) 这组基下的矩阵表示就是一个表示旋转 90° 的矩阵乘以单位矩阵 (表明伸缩为比例 1), 这表明线性变换对空间的伸缩作用与特征值模长对应, 旋转作用与辐角对应 (本题特征值 $\pm i = 1 \cdot (\cos 90^\circ \pm i \sin 90^\circ)$).

我们还可以延伸到三维空间. 设三阶矩阵 $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$, 设这一矩阵有三个互异特征值, 则根据多项式的性质可知, 其中两个为共轭复数 $\lambda_{1,2} = a \pm bi$, 还有一个实数 $\lambda_3 = c$, 对应的特征向量为 $v_{1,2} = \alpha \pm i\beta, v_3 = \gamma$, 则 T 在 α, β, γ 下的矩阵表示为

$$B = \begin{pmatrix} a & b & 0 \\ -b & a & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix},$$

我们令 $r = \sqrt{a^2 + b^2}, a = r \cos \theta, b = r \sin \theta$, 则有

$$B = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r & 0 & 0 \\ 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}.$$

我们可以看到, 这个变换被分解为两个变换, 一个是在 $x-y$ 平面上的旋转, 另一个是拉伸, 在 $x-y$ 平面上拉伸 r 倍, z 方向拉伸 c 倍. 这显然是二维结论的自然推广.

在更高维的情况也是类似的, 矩阵也可以表示为一个旋转向量的矩阵乘以一个伸缩向量的矩阵, 旋转角度是复特征值的辐角, 伸缩倍数是复特征值的模长.

内容总结

在本讲中我们首先从降低维数方便讨论的角度引入了对线性空间直和分解为更小的子空间的思想, 引入了限制映射, 最后要求限制映射是线性变换从而引出不变子空间的概念, 并通过简单的例子验证、求解了不变子空间, 更多的例子我们将会在学完若当标准形后见到.

接下来我们从一维不变子空间入手, 引入了特征值、特征向量以及特征子空间的概念, 讨论了线性变换与矩阵在特征值、特征向量上的统一性, 并分别研究了它们的性质. 在特

征值中, 我们首先说明了特征多项式的根就是特征值, 特征值就是特征多项式的根, 然后在定理 18.2 中讨论了特征多项式的展开式, 特别是了解了特征值之和等于矩阵的迹, 特征值之积等于矩阵的行列式的结论, 并结合后面推导的有关于线性映射 (矩阵) 的倍数、幂次、逆、伴随、多项式的特征值的性质结论, 在例题中体会了特征值性质的运用. 而对于特征向量和特征子空间, 我们证明了不同特征值对应的特征向量是线性无关的, 不同特征子空间之间是直和关系. 接下来我们结合了特征值和特征向量, 证明了代数重数 (特征多项式求解得到的特征值作为根的重数) 大于等于几何重数 (特征子空间的维数) 的定理, 也通过例题说明了即便所有特征子空间的直和等于全空间 V , 这也不表明 V 中所有向量都是特征向量, 只有特征值唯一时才能做到这一点.

最后我们讨论了实数域和复数域上的一些共性和差异性, 首先是因为特征多项式在实数、复数域上解的情况不同导致的差别, 但我们也通过“复化”的思想证明了即便实数域上可能没有特征值 (即无一维不变子空间), 但此时一定存在二维不变子空间. 最后我们还通过一个例子引入了实特征值和复特征值几何意义的不同 (是单纯的长度放缩还是结合了旋转), 尽管我们的讨论不完全严谨, 但能提供一个良好的几何直观.

从下一讲开始, 我们将思考一个本讲中留待解决的问题: 因为特征值的代数重数大于等于几何重数, 这里的等于号并非总是能取到, 因此所有特征子空间的直和不一定能够得到原空间 V , 因此我们要讨论代数重数和几何重数相等和不相等的时候如何对原空间进行分解使得我们可以获得较为简单的矩阵表示, 继续我们简化矩阵表示的目标.

习题

盖将自其变者而观之, 则天地曾不能以一瞬; 自其不变者而观之, 则物与我皆无尽也, 而又何羡乎!

——苏轼, 《赤壁赋》

A 组

1. 设 $T \in L(V)$, 证明: T 是数乘变换的充要条件是 V 的每一个一维子空间都是 T 的不变子空间.
2. 设 $S, T \in L(V)$ 满足 $ST = TS$, 证明: $\ker S$ 和 $\operatorname{im} S$ 都在 T 下不变.
3. 已知 \mathbf{R}^2 上线性变换 T 在基 $e_1 = (1, 0), e_2 = (0, 1)$ 下的矩阵为 $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$. 证明:
 - (1) 设 W_1 为由 e_1 张成的子空间, 则 W_1 为 T 的不变子空间;
 - (2) \mathbf{R}^2 不能表示为 T 的任何不变子空间 W_2 与 W_1 的直和.
4. 定义线性变换 $T \in \mathcal{L}(\mathbf{F}^2)$ 为 $T(x, y) = (y, 0)$. 令 $U = \{(x, 0) \mid x \in \mathbf{F}\}$. 证明:

- (1) U 在 T 下不变, 且 $T|_U$ 是 U 上的零线性变换;
 (2) 不存在 \mathbf{F}^2 的在 T 下不变子空间 W 使得 $\mathbf{F}^2 = U \oplus W$;
 (3) T/U 是 \mathbf{F}^2/U 上的 0 线性变换.
5. 设 V 是有限维的且 $T \in L(V)$, 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 是非零互异特征值, 证明:

$$\dim E(\lambda_1, T) + \dots + \dim E(\lambda_m, T) \leq \dim \operatorname{im} T.$$

6. 设 σ 是线性空间 $\mathbf{R}[x]_3$ 上的线性变换, 它在基 $1, x, x^2$ 下的矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

求 σ 的特征值与特征子空间.

7. 设 A, P 都是 3 阶方阵, P 可逆, 已知 A 的特征值 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = -1, \lambda_3 = 2$, $B = A^3 - 5A^2$, 求 $|B|$, $|A + 5E|$, $|5E + P^{-1}AP|$.

8. 设 $A = \begin{pmatrix} a & -1 & c \\ 5 & b & 3 \\ 1-c & 0 & -a \end{pmatrix}$, $|A| = -1$, $\alpha = (-1, -1, 1)^T$ 为 A^* 的特征向量, 求 A^* 的特征值及 a, b, c 和 A 对应的特征值 μ .

9. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, $AB = BA$, 证明: 若 X 是矩阵 A 属于特征值 λ_0 的特征向量, 则 $BX \in V_{\lambda_0}$ (注: 本题是解决很多 $AB = BA$ 类问题的基础).

B 组

1. 设 V 是 n 维复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 若 σ 有 n 个互异的特征值, 求 σ 的所有不变子空间的个数.
2. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 证明:
- (1) $\sigma/(\operatorname{im} \sigma) = 0$;
- (2) $\sigma/(\ker \sigma)$ 是单射 $\iff \ker \sigma \cap \operatorname{im} \sigma = \{0\}$.
3. 设 V 是有限维的, $T \in L(V)$ 且 U 在 T 下不变. 证明: T/U 的每个特征值均为 T 的特征值.
4. 设 $T \in L(V)$ 且 $\dim \operatorname{im} T = k$. 证明 T 至多有 $k+1$ 个特征值.
5. 设 V 为 n 维复向量空间, $T \in L(V)$, T 在 V 的一组基 e_1, e_2, \dots, e_n 下的矩阵为对角矩阵 $\operatorname{diag}\{d_1, \dots, d_n\}$, 且 $d_i \neq d_j$ ($i \neq j$).

- (1) 求 T 的所有一维不变子空间;
 (2) 求 T 的所有不变子空间.
6. 给定 \mathbf{R} 上的 2 维线性空间 V 上的算子 T , 其在一组基 α_1, α_2 下的矩阵为

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1-a & 0 \end{pmatrix}.$$

求 T 的所有不变子空间.

7. 设 A 为三阶实对称矩阵, $A^2 = A$ 且 $r(A) = 2$, 求 $|A + 2E|$.
8. 设 A, B 都是 n 阶矩阵, 且 $r(A) + r(B) < n$, 证明: A, B 有相同的特征值和特征向量.
9. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{C})$, B 的特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda E - B|$. 证明: $f(A)$ 可逆的充要条件是 B 的任一特征值都不是 A 的特征值.
10. 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 的 n 个特征值, 证明: $\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2$ 是 A^2 的 n 个特征值, 且 $\sum_{i=1}^n \lambda_i^2 = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{jk} a_{kj}$.
11. 设 A 为 n 阶矩阵, X_1, X_2, X_3 为 n 元列向量, 且 $AX_1 = kX_1$ ($X_1 \neq 0$), $AX_2 = lX_1 + kX_2$, $AX_3 = lX_2 + kX_3$ ($l \neq 0$). 证明: X_1, X_2, X_3 线性无关.

C 组

1. 证明: 若 $AB = BA$, 则 A 和 B 至少有一个共同的特征向量.

我们早在矩阵的秩一讲中接触了第一个“标准形”，即相抵标准形. 那时我们知道标准形就是同一个映射选取了一组很好的基使得矩阵表示是一个很简单的矩阵，这一矩阵具有一定的代表性，具有很特别的形式，因此称为标准形. 事实上这非常符合我们这几讲中讨论的内容，只是相抵标准形不要求线性变换，不要求选取出发空间和到达空间选取的是同一组基，如果有线性变换和同一组基的要求，便引出了我们这一讲的主题：相似标准形.

接下来的两讲我们都将讨论复向量空间上的矩阵能有怎样的相似标准形，这一讲我们先介绍相似的定义与性质，以及最简单的相似标准形——对角矩阵，描述其求解方法和存在的条件. 下一讲我们将说明两种所有矩阵都可以拥有的相似标准形：上三角矩阵和分块对角矩阵.

19.1 相似的定义与性质

我们早在矩阵的秩一讲中提到这一定理：

定理 19.1 基的选择对映射矩阵的影响

设线性变换 $\sigma \in \mathcal{L}(V, V)$, $B_1 = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 和 $B_2 = \{\beta_1, \dots, \beta_n\}$ 是线性空间的 $V(\mathbf{F})$ 的两组基，基 B_1 变为基 B_2 的变换矩阵为 C ，如果 σ 在基 B_1 下的矩阵为 A ，则 σ 关于基 B_2 所对应的矩阵为 $C^{-1}AC$.

这一定理研究了同一个线性变换在不同基下表示矩阵之间的关系. 我们将同一个线性变换在不同基下表示的两个矩阵的关系称为相似的，规范定义如下：

定义 19.1

若对于 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, 存在可逆矩阵 $C \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, 使得 $C^{-1}AC = B$, 则称 A 相似于 B , 记作 $A \sim B$.

相似有以下基本性质需要了解:

1. 相似是一种等价关系; 两矩阵相似必相抵 (相似矩阵的秩相等);

证明

等价关系在《大学数学: 代数与几何》的 233 页有说明, 此处不再赘述; 此外, 由于乘以可逆矩阵不改变原矩阵的秩, 因此 $r(P^{-1}AP) = r(A)$, 即两矩阵相似必定秩相等, 因此也必定相抵. \square

需要说明的是相似必定相抵但反之不一定成立, 相抵的两个矩阵甚至可能不是方阵, 但相似有这一要求. 即使是方阵也不一定成立, 在习题中我们会要求读者给出例子.

2. $A \sim B$ 可以得到 $A^T \sim B^T$, $A^m \sim B^m$. 更一般地, 对于任意多项式 $f(x)$ 都有 $f(A) \sim f(B)$, 且若 $B = P^{-1}AP$, 有 $f(B) = P^{-1}f(A)P$. 除此之外还有 A, B 可逆时, $A^{-1} \sim B^{-1}$, $A^* \sim B^*$;

证明

- (1) 由于 $B^T = (C^{-1}AC)^T = C^T A^T (C^{-1})^T = (C^T)^{-1} A^T C^T$, 因此 $A^T \sim B^T$;
- (2) 由于 $B^m = (C^{-1}AC)^m = C^{-1}A^m C$ (乘积展开后中间 $C^{-1}C$ 可以消去), 因此 $A^m \sim B^m$;
- (3) 设 $f(A) = a_0 E + a_1 A + \cdots + a_m A^m$, 则 $f(B) = a_0 P^{-1}EP + a_1 P^{-1}AP + \cdots + a_m P^{-1}A^m P = P^{-1}f(A)P$, 因此 $f(A) \sim f(B)$, 且 $f(B) = P^{-1}f(A)P$.
- (4) 由于 $B^{-1} = (C^{-1}AC)^{-1} = C^{-1}A^{-1}C$, 因此 $A^{-1} \sim B^{-1}$, $A^* \sim B^*$.
- (5) 由于 $B^* = (C^{-1}AC)^* = C^{-1}A^*C$, 因此 $A^* \sim B^*$.

\square

3. $A_1 \sim B_1, A_2 \sim B_2$ 不一定有 $A_1 + A_2 \sim B_1 + B_2$, 只有当 $P^{-1}A_1P = B_1, P^{-1}A_2P = B_2$ 时 (即相同的过渡矩阵 P) 才有 $P^{-1}(A_1 + A_2)P = B_1 + B_2$;
4. 若 $A_1 \sim B_1, A_2 \sim B_2$, 则有

$$\begin{pmatrix} A_1 & O \\ O & A_2 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} B_1 & O \\ O & B_2 \end{pmatrix};$$

证明

设 $P_1^{-1}A_1P_1 = B_1$, $P_2^{-1}A_2P_2 = B_2$, 则

$$\begin{pmatrix} P_1 & O \\ O & P_2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} A_1 & O \\ O & A_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_1 & O \\ O & P_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P_1^{-1}A_1P_1 & O \\ O & P_2^{-1}A_2P_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} B_1 & O \\ O & B_2 \end{pmatrix}.$$

□

5. 相似矩阵有相同的特征多项式 (逆命题不成立), 即 $A \sim B$ 有 $|\lambda E - A| = |\lambda E - B|$, 从而有相同的迹, 行列式, 特征值, 但特征向量不一定相同;

证明

设 $B = P^{-1}AP$, 则 $|\lambda E - B| = |\lambda E - P^{-1}AP| = |P^{-1}(\lambda E - A)P| = |P^{-1}| |\lambda E - A| |P| = |\lambda E - A|$. 因此 $A \sim B$ 有 $|\lambda E - A| = |\lambda E - B|$.

我们知道特征多项式相同则特征值相同, 迹等于所有特征值之和, 行列式等于所有特征值之积, 因此相似矩阵有相同的迹, 行列式, 特征值.

相似矩阵来源于同一线性变换在不同基下的表示, 因此它们的特征向量是线性变换的特征向量在不同基下的坐标, 因此不一定相同. □

6. 与幂等矩阵相似的仍幂等, 与对合矩阵相似的仍对合, 与幂零矩阵相似的仍幂零 (但与正交矩阵相似的不一定正交, 但与正交矩阵正交相似的是正交矩阵).

证明

我们一边回顾上面这些特殊矩阵的定义一边证明结论:

- (1) 设 A 是幂等矩阵, 则 $A^2 = A$, 设 $B = P^{-1}AP$, 则 $B^2 = P^{-1}A^2P = P^{-1}AP = B$, 因此 B 也是幂等矩阵, 即与幂等矩阵相似的仍幂等;
- (2) 设 A 是对合矩阵, 则 $A^2 = E$, 设 $B = P^{-1}AP$, 则 $B^2 = P^{-1}A^2P = P^{-1}EP = P^{-1}P = E$, 因此 B 也是对合矩阵, 即与对合矩阵相似的仍对合;
- (3) 设 A 是幂零矩阵, 则存在正整数 m 使得 $A^m = O$, 设 $B = P^{-1}AP$, 则 $B^m = P^{-1}A^mP = P^{-1}OP = O$, 因此 B 也是幂零矩阵, 即与幂零矩阵相似的仍幂零;
- (4) 设 A 是正交矩阵, 则 $A^{-1} = A^T$, 设 $B = P^{-1}AP$, 则 $B^{-1} = (P^{-1}AP)^{-1} = P^{-1}A^{-1}P = P^{-1}A^TP$, 只有当 P 是正交矩阵时, 即 $P^{-1} = P^T$ 时, $B^{-1} = P^{-1}A^TP = P^TA^T(P^{-1})^T = (P^{-1}AP)^T = B^T$, 因此与正交矩阵相似的不一

定正交, 只有过渡矩阵是正交矩阵时才一定正交.

□

下面一个例子也是重要的结论, 实际上在行列式一讲中已给出类似结论, 但我们现在从特征值角度考虑这一结论:

例 19.1

回答以下两个问题:

1. 设 A, B 均为 n 阶矩阵, 证明: $\lambda \neq 0$ 是 AB 的特征值, 则 λ 也是 BA 的特征值;
2. 设 $A \in \mathbf{M}_{m \times n}(\mathbf{C})$, $B \in \mathbf{M}_{n \times m}(\mathbf{C})$, 证明:

$$\begin{pmatrix} AB & O \\ B & O \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} O & O \\ B & BA \end{pmatrix}$$

并由此推出 AB 和 BA 非零特征值相同, 且 $m = n$ 时有 $|\lambda E - AB| = |\lambda E - BA|$.

证明

1. 设 X 是 AB 属于 λ 的特征向量, 则 $ABX = \lambda X$, 因此 $B(ABX) = B(\lambda X)$, 即 $(BA)(BX) = \lambda(BX)$, 因此 BX 是 BA 属于 λ 的特征向量, 故 λ 也是 BA 的特征值.

实际上这里还有一点需要说明, 就是 $BX \neq 0$, 否则它将不能作为特征向量. 事实上证明是简单的, 假设 $BX = 0$, 则 $ABX = 0$, 由于 $\lambda \neq 0$, 因此必然有 $X = 0$, 但这与 X 是 AB 属于 λ 的特征向量矛盾, 因此 $BX \neq 0$.

2. 根据分块矩阵初等变换的性质, 我们可以通过不断尝试选取到 $P = \begin{pmatrix} E_m & A \\ O & E_n \end{pmatrix}$,

其逆矩阵为 $P^{-1} = \begin{pmatrix} E_m & -A \\ O & E_n \end{pmatrix}$, 我们发现恰有

$$\begin{pmatrix} E_m & -A \\ O & E_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} AB & O \\ B & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_m & A \\ O & E_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} O & O \\ B & BA \end{pmatrix}.$$

因此 $\begin{pmatrix} AB & O \\ B & O \end{pmatrix}$ 与 $\begin{pmatrix} O & O \\ B & BA \end{pmatrix}$ 相似, 因此它们的特征多项式相同, 即

$$\begin{vmatrix} \lambda E_m - AB & O \\ -B & \lambda E_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \lambda E_m & O \\ -B & \lambda E_n - BA \end{vmatrix}.$$

根据行列式的计算性质 $\begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix} = |A||B|$, 我们有

$$|\lambda E_m - AB||\lambda E_n| = |\lambda E_m||\lambda E_n - BA|,$$

即 $\lambda^n |\lambda E_m - AB| = \lambda^m |\lambda E_n - BA|$, 因此 AB 和 BA 非零特征值相同, 且 $m = n$ 时有 $|\lambda E - AB| = |\lambda E - BA|$.

□

不难发现上述例子中 2 是 1 的推广, 因为由 2 我们得到了 $|\lambda E - AB| = |\lambda E - BA| (\lambda \neq 0)$.

下面这个例子非常重要, 在解决一些题目时使用这一结论会更便捷:

例 19.2

(教材定理 4.10 推广) 设 $P^{-1}AP = B$, 证明: A, B 分别属于同一特征值 λ 的特征向量 X 和 Y 满足 $Y = P^{-1}X$.

证明

由 $AX = \lambda_0 X$ 以及 $A = PBP^{-1}$, 我们有 $PBP^{-1}X = \lambda_0 X$, 即 $BP^{-1}X = \lambda_0 P^{-1}X$, 因此 $P^{-1}X$ 是 B 属于 λ_0 的特征向量, 即 $P^{-1}X$ 是 B 的特征向量, 即 $Y = P^{-1}X$. □

实际上本题是教材定理 4.10 (或本讲义定理 11.6) 的推论, 原因在于 $P^{-1}AP = B$ 说明 A 和 B 是同一个线性变换 (设为 σ) 在不同基下的矩阵, 因此 X 和 Y 只是 σ 关于 λ_0 在两组基下的坐标, 因此二坐标之间相差一个过渡矩阵.

最后我们谈一个拓展题型, 我们考虑矩阵方程 $AX - XB = O$, 若 A, B 都是 n 阶方阵且 X 可逆, 则方程可以改写为 $X^{-1}AX = B$, 即 A 与 B 相似. 事实上, 这一矩阵方程的解空间的维数实际上刻画了 A 与 B 的相似程度. 我们有如下结论:

定理 19.2

设 A, B 分别为数域 \mathbf{F} 上 n 阶、 m 阶方阵, 则 A, B 有 r 个两两不等的公共特征值, 则矩阵方程 $AX - XB = O$ 有秩为 r 的矩阵解. 反之, 若数域为复数域, 矩阵方程

$AX - XB = O$ 有秩为 r 的矩阵解, 则 A, B 至少有 r 个公共的特征值 (计重数) .

证明

- 1.
- 2.

□

由此可以看出, 复数域上 n 阶、 m 阶方阵 A, B 的矩阵方程 $AX = XB$ 只有零解的充要条件是 A, B 没有公共特征值. 我们通过一个例子应用这一定理:

例 19.3

设 m 阶矩阵 A 与 n 阶矩阵 B 无公共复特征值, C 为 $m \times n$ 矩阵, 则矩阵方程 $AX - XB = C$ 存在唯一解.

证明

设 V 是所有 $m \times n$ 矩阵构成的线性空间, 定义 V 上的线性变换 $\sigma(X) = AX - XB$, $X \in V$. 由于 A 和 B 无公共复特征值, 所以 $\sigma(X) = AX - XB = O$ 只有零解, 即 σ 为 V 上单射, 由定理 6.2 可知 σ 是满射且是同构映射. 于是, 对任意的 $C \in V$, 都存在唯一的 $X_0 \in V$ 使得 $\sigma(X_0) = C$, 即矩阵方程 $AX - XB = C$ 存在唯一解 X_0 .

□

19.2 对角矩阵

在介绍完相似的概念和基本性质后, 我们便可以讨论如何寻找一组基使得线性变换的矩阵表示是一个很简单的矩阵, 因为其它不够简单的矩阵只是线性变换在其他基下的表示, 因此其他矩阵都与这一很简单的矩阵相似, 因此称这一很简单的矩阵为相似标准形.

我们心中最简单的矩阵除了全零的矩阵外可能就是只有对角线非零的矩阵了. 这样的矩阵我们称为对角矩阵, 本节我们将探讨什么情况下线性变换可以找到一组基使得表示矩阵为对角矩阵, 以及如何求解出对角矩阵以及对应的基.

19.2.1 对角化问题的一般解法

首先我们需要说明可对角化的定义, 事实上线性变换和矩阵都有相应的定义:

定义 19.2

1. 线性变换可对角化: 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 如果存在 V 的一组基使得 σ 在这组基下的矩阵是对角矩阵, 则称 σ 可对角化;
2. 矩阵可对角化: 设 $A \in \mathbf{F}^{n \times n}$, 如果存在可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 是对角矩阵, 则称 A 可对角化 (等价于 A 相似于对角矩阵).

事实上这两者之间的关联是密不可分的. 因为如果线性变换 σ 可对角化, 则它的任意一组基 B_1 下的表示矩阵 A 都是可对角化的. 原因在于 σ 在某组基 B_2 下的矩阵是对角矩阵 Λ , 因此 A 和 Λ 是 σ 在两组基下的表示矩阵, 因此 A 相似于对角矩阵, 故 A 可对角化. 反之亦然, 若 σ 的任意一组基下的表示矩阵 A 可对角化, 这说明 A 相似于对角矩阵, 因此 σ 在某一组基下的矩阵是对角矩阵, 因此 σ 可对角化.

在本小节中, 我们先探讨如下题型: 我们假定线性映射 σ 和矩阵 A 可对角化, 那么如何解出这一对角矩阵, 以及解出

1. σ 在何组基下的矩阵是对角矩阵;
2. 什么样的矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 是对角矩阵.

我们将分别进行讨论. 我们先讨论矩阵的情况. 将 $P^{-1}AP = \Lambda$ 变形为 $AP = P\Lambda$, 并将矩阵 P 按列分块为 $P = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, 则有

$$A(X_1, X_2, \dots, X_n) = (X_1, X_2, \dots, X_n) \operatorname{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n),$$

利用分块矩阵乘法我们有 $AX_j = \lambda_j X_j$ ($X_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, n$). 由于 P 是可逆矩阵, 因此其列向量必然构成 \mathbf{F}^n 的一组基, 即 A 相似于对角矩阵当且仅当 A 有 n 个线性无关的特征向量, 并且这些特征向量按列排列就是我们要求解的 P .

对于线性变换我们也可以做类似的分析. 事实上, 若 σ 可对角化, 我们可以简要做以下分析. 设 σ 在 V 的一组基 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 下的矩阵为对角矩阵 $\Lambda = \operatorname{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$, 由线性映射矩阵表示的定义, 这等价于

$$\sigma(\alpha_i) = \lambda_i \alpha_i \quad (i = 1, \dots, n),$$

即 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 是 σ 的 n 个线性无关的特征向量, 因此 σ 可对角化当且仅当 σ 有 n 个线性无关的特征向量, 并且这 n 个特征向量就是使得 σ 矩阵表示为对角矩阵的那组基.

然而, 如果我们直接求解线性变换的对角问题有一个很大的问题, 即我们实际上没有程序化的方法求解特征值和特征向量. 如果给定的映射形式比较简单, 可能可以试出结果, 但很多时候我们很难解出特征值和特征向量. 但回顾矩阵 A 的特征值只需求解 $|\lambda E - A| = 0$,

特征向量只需要在得到 λ 后解线性方程组 $AX = \lambda X$ 即可. 但我们可以回顾上一讲中推导的线性变换和矩阵特征值、特征向量的关联, 我们知道线性变换 σ 与其在任意一组基 B 下的矩阵 A 有相同的特征值, 且 A 的特征向量是 σ 特征向量在 B 下的坐标. 因此我们可以“曲线救国”, 得到求解对角化问题的一般流程如下:

1. 先任意写出 σ 在一组基 B 下的矩阵 A , 当然为了计算方便一般选取自然基;
2. 利用特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda E - A| = 0$ 求出 A 的所有不同特征值;
3. 解线性方程组 $AX = \lambda X$ (实际上就是方程组 $(\lambda E - A)X = 0$, 其中 λ 是上一步求出的特征值) 求出 A 在不同特征值下的线性无关特征向量;
4. 第三步中求得的所有向量就是 σ 的特征向量在基 B 下的坐标, 根据前面的讨论, σ 的特征向量也就是使得 σ 的矩阵表示为对角矩阵的那组基.
5. 当然, 如果题目中直接给出求 P 使得 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵, 那么我们只需进行 2、3 两步, 并将 3 中得到的向量按列排列成矩阵 P 即可.

下面我们来看几个例子练习一下上面的求解过程:

例 19.4

求矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

的所有特征值, 对应的特征子空间, 以及与 A 相似的一个对角矩阵.

解

对于求解矩阵的对角化问题, 首先求出其特征多项式 (具体步骤不展开, 实际上就是三阶行列式的计算, 可以使用按行 (列) 展开、公式法或者初等变换化为三角矩阵等方法) $f(\lambda) = |\lambda E - A| = (\lambda - 1)^2(\lambda + 2)$, 令 $f(\lambda) = 0$, 解得特征值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \lambda_3 = -2$.

接下来求解特征向量和特征子空间, 即求解 $(E - A)x = 0$ 和解 $(-2E - A)x = 0$, 得到特征值 1 对应的特征子空间为 $\text{span}((-1, 1, 0)^T, (1, 0, 1)^T)$, 特征值 -2 对应的特征子空间为 $\text{span}((-1, -1, 1)^T)$.

与 A 相似的对角矩阵实际上就是特征值排列在对角线上的结果, 即 $\text{diag}(1, 1, -2)$.

例 19.5

设 T 是次数小于等于 2 的实多项式线性空间 V 上的变换, 对任意 $f(x) \in V$, 定义

$$T(f(x)) = \frac{d((x-2)f(x))}{dx}$$

证明 T 是 V 上的线性变换, 且 T 可对角化.

证明

首先证明这是线性变换. 首先验证线性性, 对于任意 $f(x), g(x) \in V$, $a, b \in \mathbf{R}$, 我们有

$$\begin{aligned} T(af(x) + bg(x)) &= \frac{d((x-2)(af(x) + bg(x)))}{dx} \\ &= \frac{d(axf(x) - 2af(x) + bxg(x) - 2bg(x))}{dx} \\ &= a \frac{d((x-2)f(x))}{dx} + b \frac{d((x-2)g(x))}{dx} \\ &= aT(f(x)) + bT(g(x)). \end{aligned}$$

然后说明这是 V 上的线性变换, 即该映射的到达空间是 V , 即 $T(f(x)) \in V$, 因为 $f(x)$ 是次数小于等于 2 的实多项式, 设 $f(x) = ax^2 + bx + c$, 则

$$\begin{aligned} T(f(x)) &= \frac{d((x-2)(ax^2 + bx + c))}{dx} \\ &= \frac{d(ax^3 + (b-2a)x^2 + (c-2b)x - 2c)}{dx} \\ &= 3ax^2 + 2(b-2a)x + (c-2b) \in V. \end{aligned}$$

因此 T 是 V 上的线性变换.

下面我们来判断 T 是否可对角化. 线性变换的可对角化问题第一步要转化为任意一组基下的矩阵, 然后判断矩阵是否可对角化, 因此我们先任意选取一组基, 为方便

我们选取自然基 $\{1, x, x^2\}$, 然后求出 T 在这组基下的矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 0 \\ 0 & 2 & -4 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$, 然

后求出其特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda E - A| = (\lambda - 1)(\lambda - 2)(\lambda - 3)$, 令 $f(\lambda) = 0$, 解得特征值为 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 2, \lambda_3 = 3$. 即该 3 阶矩阵有 3 个不同的特征值, 因此由推论 19.1 可知 A 可对角化, 即 T 可对角化. \square

除此之外, 我们还可以利用对角化求解矩阵的幂的问题. 若一个矩阵 A 可对角化, 即存在可逆矩阵 P 使得 $A = P^{-1}AP$ (其中 Λ 为对角矩阵), 在这种形式下 A 的幂是很好求的, 因为 $A^k = P^{-1}\Lambda^kP$, Λ 为对角矩阵, 因此其幂是好求的. 我们来看一个例子

例 19.6

已知 $A = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$, 求 A^n .

解

首先求出 A 的特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda E - A| = \lambda(\lambda - 1)(\lambda + 1)$, 令 $f(\lambda) = 0$, 解得特征值为 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = -1$.

接下来求解特征向量和特征子空间, 实际上就是求解 $(0E - A)x = 0, (-E - A)x = 0, (E - A)x = 0$, 得到特征向量为

$$\eta_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \quad \eta_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \eta_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}.$$

所以记 $P = (\eta_1, \eta_2, \eta_3)$, 则 $A = P \operatorname{diag}(0, 1, -1)P^{-1}$, 因此

$$A^n = P \operatorname{diag}(0^n, 1^n, (-1)^n)P^{-1},$$

进一步计算得到

$$A^n = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 + (-1)^n & (-1)^{n+1} & 1 \\ 1 + (-1)^{n+1} & (-1)^n & 1 \\ 1 + (-1)^{n+1} & (-1)^n & 1 \end{pmatrix}.$$

19.2.2 可对角化的条件

在我们推导求解对角化问题的一般流程时, 我们提到了一个条件: 矩阵 A 可对角化当且仅当 A 有 n 个线性无关的特征向量, 线性变换 σ 可对角化当且仅当 σ 有 n 个线性无关的特征向量. 这一条件是非常重要的, 基于这一观察我们可以扩展到下面这一定理:

定理 19.3

设 V 是数域 \mathbf{F} 上的 n 维线性空间, σ 是 V 上的线性变换, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s \in \mathbf{F}$ 是 σ 的所有互异特征值, 则以下条件等价:

1. σ 可对角化;
2. σ 有 n 个线性无关的特征向量, 它们构成 V 的一组基;
3. V 有在 σ 下不变的一维子空间 U_1, \dots, U_n , 使得 $V = U_1 \oplus \dots \oplus U_n$.
4. $V = V_{\lambda_1} \oplus V_{\lambda_2} \oplus \dots \oplus V_{\lambda_s}$;
5. $n = \dim V_{\lambda_1} + \dim V_{\lambda_2} + \dots + \dim V_{\lambda_s}$;
6. σ 每个特征值的代数重数等于几何重数.

实际上对于矩阵我们有对应的定理 (除了矩阵没有不变子空间外, 其余将线性变换替换为矩阵即可), 此处不再赘述. 下面我们简要证明这一定理:

证明

- 1 \implies 2 根据我们在推导求解线性变换对角矩阵流程时的分析, 这一结论是成立的;
- 2 \implies 3 由于 σ 有 n 个线性无关的特征向量, 记为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, 则令 $U_i = \text{span}(\alpha_i)$, 则 U_i 是 σ 的不变子空间 (因为 $\sigma(\alpha_i) = \lambda_i \alpha_i \in U_i, \forall \alpha_i \in U_i$), 且 $V = U_1 \oplus \dots \oplus U_n$;
- 3 \implies 4 我们将这些 U_i 中包含的向量按属于哪个 λ_i 的特征向量进行分类, 然后每一类内的 U_i 进行直和即可得到特征子空间. 根据定理 4.5 可知结论成立;
- 4 \implies 5 根据直和的维数公式显然成立;
- 5 \implies 6 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ 的代数重数为 r_1, \dots, r_s , 则 $n = r_1 + \dots + r_s$, 又根据定理 18.4, $\dim V_{\lambda_i} \leq r_i, i = 1, \dots, s$, 因此由 $n = \dim V_{\lambda_1} + \dots + \dim V_{\lambda_s}$ 可知必须有 $\dim V_{\lambda_i} = r_i, i = 1, \dots, s$, 即每个特征值的代数重数等于几何重数;
- 6 \implies 1 由于每个特征值的代数重数等于几何重数, 因此特征子空间维数之和为 n , 故存在 n 个线性无关的特征向量, 根据我们在推导求解线性变换对角矩阵流程时的分析, 这表明 σ 可对角化.

□

我们有一个显然的推论如下:

推论 19.1

若 n 维空间上的线性变换 σ 有 n 个不同的特征值, 则 σ 可对角化. 反之, σ 可对角化不一定有 n 个特征值.

证明

若 n 维空间上的线性变换 σ 有 n 个不同的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, 设 v_1, \dots, v_n 分别是 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 对应的特征向量, 由于 v_1, \dots, v_n 线性无关, 因此 v_1, \dots, v_n 构成 V 的一组基, 故 σ 可对角化.

反之, 我们只需要举出最简单的反例, 例如 $\sigma = I_V$, 即 V 上的恒等映射, 它的特征值只有一个, 即 $\lambda = 1$, 但它可对角化 (因为在任意一组基下的矩阵都是单位矩阵)

□

实际上由特征值的性质, 我们容易知道数域 \mathbf{F} 上矩阵 A 可对角化, 对于数域 \mathbf{F} 上任意多项式 $f(x)$, $f(A)$ 也可对角化, 且 A 可逆时, A^{-1} 和 A^* 也可对角化.

证明

根据我们对特征向量性质的讨论, 若 A 有特征值 λ , 则 $f(A)$ 对应的特征值为 $f(\lambda)$, 且 A 可逆时, A^{-1} 和 A^* 有特征值 λ^{-1} 和 $|A|\lambda^{-1}$, 并且相应的特征向量保持不变, 因此特征子空间都不变, 一定也能保证特征子空间直和为 V , 因此它们都可对角化. □

接下来我们将给出一些基本的例子来运用上面的定理:

例 19.7

线性变换 $T: \mathbf{R}^3 \rightarrow \mathbf{R}^3$ 的定义是:

$$T(x_1, x_2, x_3) = (4x_1 + x_3, 2x_1 + 3x_2 + 2x_3, x_1 + 4x_3)$$

1. 求出 T 的特征多项式及特征值;
2. 判断 T 是否可对角化, 并给出理由.

解

1. 我们知道, 线性变换与其在任意一组基下的矩阵有相同的特征值和特征多项式, 因此我们可以任意选取一组基 (为方便我们取 \mathbf{R}^3 的自然基, 然后求出 T 在这组基下的矩阵, 即

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 0 & 4 \end{pmatrix}$$

故 T 的特征多项式为 $f(\lambda) = |A - \lambda E| = \begin{vmatrix} 4 - \lambda & 0 & 1 \\ 2 & 3 - \lambda & 2 \\ 1 & 0 & 4 - \lambda \end{vmatrix} = -(\lambda - 3)^2(\lambda - 5)$, T 的特征值为 $f(\lambda) = 0$ 的解, 即为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 3, \lambda_3 = 5$.

2. 对于 $\lambda = 3$, 我们求解 $(T - 3I)\alpha$ 得到特征向量 (其中令 $\alpha = (x_1, x_2, x_3)$), 解得 $\alpha_1 = (1, 0, -1)^T, \alpha_2 = (0, 1, 0)^T$, 因此 T 在 $\lambda = 3$ 时的特征子空间为 $V_3 = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2)$, 维数为 2, 因此 $\lambda = 3$ 时代数重数与几何重数相等. 而 $\lambda = 5$ 是一重特征值, 因此也必有代数重数与几何重数相等 (因为一定有特征向量, 那么特征子空间维数至少为 1, 再结合代数重数大于等于几何重数可知, 特征子空间维数恰为 1). 因此 T 可对角化.

例 19.8

证明 r 阶上三角矩阵 ($r > 1$)

$$J_0 = \begin{pmatrix} \lambda_0 & 1 & & \\ & \lambda_0 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda_0 \end{pmatrix}$$

不与对角阵相似.

解

首先求出特征多项式为 $f(\lambda) = |\lambda E - J_0| = (\lambda - \lambda_0)^r$, 因此 J_0 只有一个特征值 λ_0 , 且代数重数为 r .

接下来求几何重数, 即 $J_0 X = \lambda_0 X$ 的解空间维数, 即 $(\lambda_0 E - J_0)X = 0$ 的解空间维数, 事实上由于 $r(\lambda_0 E - J_0) = r - 1$, 因此解空间维数为 $r - (r - 1) = 1$, 即几何重数为 $1 < r$, 因此不可对角化.

事实上, 上例中的矩阵我们称之为 Jordan 块矩阵, 我们未来将会有完整第一章来介绍这一类型矩阵, 因为它在我们的讨论中具有非常重要的地位——不可对角化的线性变换能得到的最简单的矩阵表示就是由多个 Jordan 块矩阵构成的, 因此得到这一矩阵形式将是未来讨论的一大目标.

例 19.9

设 α 和 β 是 \mathbf{R}^n ($n > 1$) 中两个列向量, $A = \alpha\beta^T \neq O$.

1. 求 A 的特征值;
2. 证明: $\alpha^T \beta = 0 \iff A$ 不可对角化.

解

1. 我们知道, $r(A) \leq \min\{r(\alpha), r(\beta)\} = 1$, 并且 $A \neq O$ 因此 $r(A) > 0$, 故 A 的秩为 1. 而 $n > 1$, 因此 A 一定不可逆, 故 0 一定是 A 的特征值, 且对应的特征子空间维数为 $AX = 0$ 的解空间维数, 即为 $n - 1$.

由此我们知道 A 最多有两个特征值, 因为 0 的代数重数 (即作为 n 次特征多项式的零点次数) 必然大于等于其几何重数 $n - 1$, 当期代数重数为 $n - 1$ 时可能还有一个一重特征值. 我们利用特征值之和等于 A 的迹来找出可能的第二个特征值. 我们设 $\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T, \beta = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T$, 则 $A = \alpha\beta^T =$

$$\begin{pmatrix} a_1 b_1 & a_1 b_2 & \cdots & a_1 b_n \\ a_2 b_1 & a_2 b_2 & \cdots & a_2 b_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_n b_1 & a_n b_2 & \cdots & a_n b_n \end{pmatrix},$$

因此 A 的迹为 $\sum_{i=1}^n a_i b_i = \alpha^T \beta = \sum_{i=1}^n \lambda_i$, 其中 λ_i 为 A 的特征值. 若 $\alpha^T \beta \neq 0$, 则 $\lambda_i = 0, i = 1, \dots, n - 1, \lambda_n = \alpha^T \beta$. 若 $\alpha^T \beta = 0$, 则 A 的所有特征值均为 0.

2. 由上一小问可知, 若 $\alpha^T \beta = 0$ 即 A 的全部特征值为 0, 因此只有一个 $n - 1$ 维的特征子空间, 故特征子空间直和不等于 V , 故不可对角化.

反之, 若 A 不可对角化, 我们用反证法. 假设 $\alpha^T \beta \neq 0$, 则 A 有两个特征值, 一个为 0, 一个为 $\alpha^T \beta$, 因此 A 有两个特征子空间, 一个是 0 对应的 $n - 1$ 维特征子空间, 一个是 $\alpha^T \beta$ 对应的一维特征子空间, 因此 V 可分解为两个特征子空间的直和, 与 A 不可对角化矛盾, 因此 $\alpha^T \beta = 0$.

本例非常经典, 请读者务必掌握本例的结论和解决方法. 事实上这一例题的结论与这一论述是等价的: 秩为 1 的矩阵 A 可对角化的充要条件是 A 的迹不为 0.

下面我们来看一些非常经典的可对角化问题, 希望读者能够熟知:

例 19.10

解决以下关于可对角化的基本问题:

1. 设 A 为 n 阶矩阵, 且 $A^2 = 2A$. 证明: A 可对角化;
2. 设 A 为 n 阶非零矩阵, 且 $A^m = O$ ($m \in \mathbf{N}_+, m > 1$). 证明: A 不可对角化;

3. 设 A 为二阶矩阵, 非零向量 α 不是 A 的特征向量, 且 $A^2\alpha - 3A\alpha + 2\alpha = 0$. 证明: α 和 $A\alpha$ 线性无关且 A 可对角化并求与 A 相似的对角矩阵.

证明

1. 由题意 $A^2 - 2A = O$, 因此 A 的特征值 λ 满足例 18.6 第三问中提到的形式, 因此 A 的特征值就是方程 $\lambda^2 - 2\lambda = 0$ 的解, 即 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 2$.

接下来我们需要说明 0 和 2 对应的特征子空间维数之和为 n , 即 $\dim V_0 + \dim V_2 = n$, 其中 V_0 和 V_2 分别为 0 和 2 对应的特征子空间. 事实上, 由 $A^2 = 2A$ 可知 $A(A - 2E) = O$, 由例 15.5 知 $r(A) + r(A - 2E) \leq n$, 又根据秩不等式 $r(A) + r(B) \geq r(A + B)$, 因此 $r(A) + r(A - 2E) = r(A) + r(2E - A) \geq r(A + (2E - A)) = r(2E) = n$. 综上可知, $r(A) + r(A - 2E) = n$.

实际上, V_0 就是 $AX = 0$ 的解空间, V_2 就是 $(A - 2E)X = 0$ 的解空间, 因此 $\dim V_0 = n - r(A), \dim V_2 = n - r(A - 2E)$, 因此由 $r(A) + r(A - 2E) = n$ 可知 $\dim V_0 + \dim V_2 = 2n - n = n$, 即 0 和 2 对应的特征子空间维数之和为 n , 因此 A 可对角化.

2. 设 λ 是 A 的特征值, 由题意 $\lambda^m = 0$, 即 $\lambda = 0$, 因此 A 的所有特征值都为 0. 但 $r(A) > 0$ (因为 A 不是零矩阵), 因此 0 对应的特征子空间维数为 $n - r(A) < n$, 因此 A 不可对角化.
3. 反证法, 假设 α 和 $A\alpha$ 线性相关, 则存在不全为零的常数 k_1, k_2 使得 $k_1\alpha + k_2A\alpha = 0$. 显然 $k_2 \neq 0$, 因为假设 $k_2 = 0$, 则 $k_1\alpha = 0$, 由于 $\alpha \neq 0$, 故 $k_1 = 0$, 这与 k_1, k_2 不全为 0 矛盾. 因此我们有 $A\alpha = -\frac{k_1}{k_2}\alpha$, 即 α 是 A 的特征向量, 这与题设矛盾, 因此 α 和 $A\alpha$ 线性无关.

由题意, $A^2\alpha - 3A\alpha + 2\alpha = 0$, 即 $(A^2 - 3A + 2E)\alpha = 0$, 又 $\alpha \neq 0$, 因此 $A^2 - 3A + 2E$ 不可逆, 从而 $|A^2 - 3A + 2E| = |E - A||2E - A| = 0$, 故 $|E - A| = 0$ 或 $|2E - A| = 0$.

若 $|E - A| \neq 0$, 则 $E - A$ 可逆, 因此 $(A^2 - 3A + 2E)\alpha = (E - A)((2E - A)\alpha) = 0$ 可知 $(2E - A)\alpha = 0$, 即 $A\alpha = 2\alpha$, 故 α 为 A 的特征向量, 这与条件矛盾, 因此 $|E - A| = 0$. 同理, $|2E - A| = 0$, 因此 A 有两个特征值 1 和 2, 又 A 是 2 阶矩阵, 因此由推论 19.1 可知 A 一定可对角化, 且对角矩阵为 $\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$.

□

最后需要说明一点, 如果一个矩阵可对角化, 则有 $P^{-1}AP = \Lambda$, 其中 Λ 是对角矩阵, P 就是求解对角化问题过程中用到的由特征向量组成的矩阵. 那么我们可以将 A 表示为 $A = P\Lambda P^{-1}$, 这就是所谓特征值分解. 实际上之前相抵的讨论中我们也提到了类似的分解的技巧, 它可以帮助我们解决很多问题. 事实上, 之后学习的若当标准形、相合等都有类

似的表示思想, 在解决一些问题时是重要的.

例 19.11

设三阶矩阵 A 的特征值为 $\lambda_1 = -2, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 2$, 对应的特征向量分别为 $\alpha_1 = (1, 1, 0)^T, \alpha_2 = (1, 0, 1)^T, \alpha_3 = (1, 1, 1)^T$, 求矩阵 A .

解

根据特征值分解可知, $A = P\Lambda P^{-1}$, 其中 $P = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3), \Lambda = \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 因此

$$A = P\Lambda P^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -3 & 1 & 4 \\ -4 & 2 & 4 \\ -1 & 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

例 19.12

设 A 相似于对角矩阵, λ_0 是 A 的特征值, X_0 是 A 对应于 λ_0 的特征向量, 证明:

1. $r(A - \lambda_0 E)^2 = r(A - \lambda_0 E)$;
2. 不存在 Y 使得 $(A - \lambda_0 E)Y = X_0$.

证明

1. 由已知, 设 A 的 n 个特征值为 $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1}$, 故 A 相似于对角矩阵 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1})$, 设 $P^{-1}AP = \Lambda$, 因此

$$A - \lambda_0 E = P\Lambda P^{-1} - \lambda_0 P P^{-1} = P \text{diag}(0, \lambda_1 - \lambda_0, \dots, \lambda_{n-1} - \lambda_0) P^{-1},$$

从而

$$(A - \lambda_0 E)^2 = P \text{diag}(0, (\lambda_1 - \lambda_0)^2, \dots, (\lambda_{n-1} - \lambda_0)^2) P^{-1},$$

由于 $\lambda_i - \lambda_0 = 0$ 的充要条件是 $(\lambda_i - \lambda_0)^2 = 0$, 所以

$$\begin{aligned} r((A - \lambda_0 E)^2) &= r(P \operatorname{diag}(0, (\lambda_1 - \lambda_0)^2, \dots, (\lambda_{n-1} - \lambda_0)^2) P^{-1}) \\ &= r(\operatorname{diag}(0, (\lambda_1 - \lambda_0)^2, \dots, (\lambda_{n-1} - \lambda_0)^2)) \\ &= r(\operatorname{diag}(0, \lambda_1 - \lambda_0, \dots, \lambda_{n-1} - \lambda_0)) \\ &= r(P \operatorname{diag}(0, \lambda_1 - \lambda_0, \dots, \lambda_{n-1} - \lambda_0) P^{-1}) \\ &= r(A - \lambda_0 E). \end{aligned}$$

故命题得证.

2. 反证法, 假设存在 Y 使得 $(A - \lambda_0 E)Y = X_0$, 则 $(A - \lambda_0 E)^2 Y = (A - \lambda_0 E)X_0 = 0$ (因为 X_0 是 A 对应于 λ_0 的特征向量).

由于 $r((A - \lambda_0 E)^2) = r(A - \lambda_0 E)$, 因此 $(A - \lambda_0 E)^2 X = 0$ 与 $(A - \lambda_0 E)X = 0$ 的解空间维数相同, 又 $(A - \lambda_0 E)X = 0$ 的解显然一定也是 $(A - \lambda_0 E)^2 X = 0$ 的解, 因此实际上两方程组同解 (回顾 U 和 W 都是 V 的非零子空间, $U \subseteq W$, 且 $\dim U = \dim W$, 则 $U = W$).

由于 $(A - \lambda_0 E)^2 Y = 0$, 因此也有 $(A - \lambda_0 E)Y = 0$, 但已知 $(A - \lambda_0 E)Y = X_0 \neq 0$, 矛盾, 因此不存在 Y 使得 $(A - \lambda_0 E)Y = X_0$.

□

事实上, 在一般的教材中还会专门探讨实对称矩阵的对角化问题. 这一问题涉及到后续要讲解的正交概念, 因此我们会在內积空间上的线性变换中通过谱定理讨论这一问题. 届时我们将讨论在內积空间中的线性变换满足什么条件时一定可以对角化.

19.2.3 幂等矩阵

本节我们专门讨论一个常见的特殊矩阵: 幂等矩阵. 若 n 阶方阵 A 满足 $A^2 = A$, 则 A 称为幂等矩阵. 幂等矩阵具有如下基本性质:

1. A 是幂等矩阵等价于 $r(A) + r(A - E) = n$;
2. A 为幂等矩阵则一定可对角化, 特征值为 0 和 1, 其中 1 的重数等于 $r(A)$;
3. A 是幂等矩阵时, $r(A) = \operatorname{tr}(A)$;
4. 所有秩为 1 迹也为 1 的矩阵均为幂等矩阵.

证明

1. 参考例 15.5 第四点的证明即可.
2. 与例 19.10 第一问中解法类似可得 A 为幂等矩阵则一定可对角化, 且特征值为 0 和 1. 因为 A 可对角化, 故 0 和 1 的代数重数等于几何重数 (统称重数), 且二者重数之和为 n . 由于 0 的重数 (从几何重数的角度看) 就等于 $AX=0$ 的解空间维数, 即等于 $n-r(A)$, 因此 1 的重数等于 $n-(n-r(A))=r(A)$.
3. 事实上 $\operatorname{tr}(A)$ 等于 A 的所有特征值之和. 事实上由上面的结论, 幂等矩阵 A 特征值由 $n-r(A)$ 个 0 和 $r(A)$ 个 1 组成, 即与幂等矩阵相似的对角矩阵为 $\Lambda = \operatorname{diag}(0, \dots, 0, 1, \dots, 1)$, 其中有 $r(A)$ 个 1. 又因为相似矩阵有相同的特征值, 因此对于任意的幂等矩阵 A 都有 $\operatorname{tr}(A) = \operatorname{tr}(\Lambda) = r(A)$.
4. 根据我们在相抵标准形中讨论的分解可知, 所有秩为 1 的矩阵都可分解为一个列向量乘以行向量的形式, 即 $A = \alpha\beta^T$, 其中 α, β 都是列向量. 并且同例 19.9 中的讨论, A 的迹即为 $\alpha^T\beta = \beta^T\alpha = 1$, 因此

$$A^2 = (\alpha\beta^T)(\alpha\beta^T) = \alpha(\beta^T\alpha)\beta^T = \alpha\beta^T = A,$$

因此 A 是幂等矩阵.

□

实际上, 幂等矩阵还有很多其他的性质, 我们可以回到映射的角度去理解这一矩阵, 讨论其与投影变换的等价性, 这一点我们将在后续内积空间讲解投影变换时中给出详细说明. 下面是一个技巧性较强的题目, 读者可以在此题中体会“幂等”这一性质的特点:

例 19.13

设 A, B 为两个 n 阶幂等矩阵, 证明:

1. $A+B$ 为幂等矩阵当且仅当 $AB=BA=O$;
2. $A-B$ 为幂等矩阵当且仅当 $AB=BA=B$;
3. 若 $AB=BA$, 则 AB 为幂等矩阵. 反之, 若 AB 为幂等矩阵, 是否必有 $AB=BA$;
4. 若 $E-A-B$ 可逆, 则 $r(A)=r(B)$.

证明

1. 必要性：由于 $A+B$ 幂等，所以

$$A+B=(A+B)^2=A^2+AB+BA+B^2=A+B+AB+BA,$$

因此 $AB+BA=O$ ，即 $AB=-BA$ 。又由于 A 和 B 均幂等，因此 $AB=BA=O$ ，即 $AB=-BA$ 。从而也有

$$AB=A^2B=A(AB)=A(-BA)=-(AB)A=(BA)A=BA^2=BA.$$

于是有 $AB=BA=O$ 。

充分性：由于 $AB=BA=O$ ，因此

$$(A+B)^2=A^2+AB+BA+B^2=A+B.$$

因此 $A+B$ 幂等。

2. 必要性：由于 $A-B$ 幂等，所以

$$A-B=(A-B)^2=A^2-AB-BA+B^2=A+B-AB-BA,$$

因此 $AB+BA=2B$ ，即 $AB=2B-BA$ ，从而也有

$$AB=AB^2=(2B-BA)B=2B^2-B(AB)=2B^2-B(2B-BA)=B^2A=BA.$$

于是有 $AB=BA=B$ 。

充分性：由于 $AB=BA=B$ ，因此

$$(A-B)^2=A^2-AB-BA+B^2=A-B.$$

因此 $A-B$ 幂等。

3. 由于 $AB=BA$ ，因此

$$(AB)^2=ABAB=A(BA)B=A^2B^2=AB,$$

因此 AB 幂等。反之，取

$$A=\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad B=\begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

可以验证 AB 幂等，但 $AB=B \neq A=BA$ 。

4. 由于 $E - A - B$ 可逆, 因此

$$r(A) = r(A(E - A - B)) = r(A - A^2 - AB) = r(AB) \leq r(B);$$

$$r(B) = r(B(E - A - B)) = r(B - B^2 - BA) = r(BA) \leq r(A).$$

因此 $r(A) = r(B)$.

□

内容总结

本讲我们介绍了相似的定义与性质, 并介绍了第一个且是最简单的相似标准形——对角矩阵. 我们介绍了线性变换和矩阵可对角化的定义以及二者的统一性, 介绍了如何求解线性变换/矩阵的对角化问题. 我们也探讨了线性变换/矩阵可对角化的几个充分必要条件, 并通过大量的例题运用了这些条件. 最后我们介绍了幂等矩阵这一特殊矩阵, 它有很多值得探讨的性质, 并且很适合于作为本讲的一个运用.

从下一讲开始, 我们将要介绍当线性变换/矩阵不可对角化时, 它们可以有哪些退而求其次的也比较简单的相似标准形.

习题

事类相推, 各有攸归, 故枝条虽分而同本干知, 发其一端而已。

——刘徽,《九章算术注·原序》

A 组

1. 请举例: 存在两个矩阵相抵但不相似.
2. 求矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

的所有特征值, 对应的特征子空间, 以及与 A 相似的一个对角矩阵.

3. 设 $A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$ 为二阶实矩阵.

- (1) 若 $|A| < 0$, 问: A 与对角矩阵是否相似;
- (2) 若 $ad - bc = 1$, $|a + d| > 2$, 问: A 是否可对角化.

4. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & a \\ 1 & a & 1 \\ a & 1 & 1 \end{pmatrix}$, $\beta = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$, 方程组 $AX = \beta$ 有解但不唯一.

(1) 求 a 的值;

(2) 求可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵.

5. 设 A 为三阶矩阵, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 线性无关, 且 $A\alpha_1 = \alpha_1, A\alpha_2 = \alpha_1 + \alpha_2 - 2\alpha_3, A\alpha_3 = \alpha_1 - 2\alpha_2 + \alpha_3$, 求 A 的特征值.

6. 设三阶实对称矩阵 A 的各行元素之和为 3, 向量 $\alpha_1 = (-1, 2, -1)^T$, $\alpha_2 = (0, -1, 1)^T$ 是方程组 $AX = 0$ 的两个解, 求矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵.

B 组

1. 设 $a \neq b$, 且 $(aE - A)(bE - A) = O$. 证明: A 可对角化 (特例: 对合矩阵);

2. 设 $T \in L(\mathbf{C}^3)$ 使得 6 和 7 是 T 的特征值, 且 T 不可对角化. 证明: 存在 $(x, y, z) \in \mathbf{C}^3$ 使得 $T(x, y, z) = (17 + 8x, \sqrt{5} + 8y, 2\pi + 8z)$.

3. 证明: 两个可对角化的同阶矩阵特征值相同 (包括重数) 等价于它们相似. 对于不可对角化的矩阵来说, 这一结论还成立吗?

4. 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 \\ 8 & 2 & a \\ 0 & 0 & 6 \end{pmatrix}$ 相似于对角矩阵, 求常数 a , 并求可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵.

5. 设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 是上三角矩阵.

(1) 求 A 的全部特征值;

(2) 若 A 主对角元互不相等, 证明: A 与对角阵相似;

(3) 若 n 个主对角元相等且 A 不为对角矩阵, 证明: A 不与对角阵相似.

6. 已知 \mathbf{R}^3 的一个线性变换

$$\sigma(x_1, x_2, x_3) = (2x_1 - 2x_2, -2x_1 + x_2 - 2x_3, -2x_2).$$

(1) 求 σ 关于自然基 $\{e_1, e_2, e_3\}$ 所对应的矩阵 A ;

(2) 求 σ 关于基 $\{(1, 1, 1), (0, 1, 1), (0, 0, 1)\}$ 所对应的矩阵 B ;

(3) 求矩阵 C_1 , 使 $C_1^{-1}BC_1 = A$.

7. 设 $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & -1 & -2 \end{pmatrix}$, 证明: $A \sim B$, 并求可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP = B$.

8. 已知 $A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & x \end{pmatrix}$ 与 $B = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & y & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$ 相似.

(1) 求 x 和 y ;

(2) 求一个可逆矩阵 P , 使 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵.

9. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & 3 \\ 0 & 0 & 3 & -5 & 3 \\ 0 & 0 & 6 & -6 & 4 \end{pmatrix}$, 求 A 的特征值. 若 A 可对角化, 求可逆矩阵 P , 使 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵.

10. 设三阶矩阵 A 的特征值为 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 2, \lambda_3 = 3$, 它们对应的特征向量为 $\xi_1 = (1, 1, 1)^T, \xi_2 = (1, 2, 4)^T, \xi_3 = (1, 3, 9)^T$, 又 $\beta = (1, 1, 3)^T$, 计算 $A^n\beta$.

11. 设 $A = \begin{pmatrix} 3 & 4 & 0 & 0 \\ 4 & -3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 求 $A^n (n \in \mathbf{N}_+)$.

12. 设 A 为 n 阶实对称幂等矩阵, $r(A) = r$, 求 $|A - 2E|$.

13. 已知三阶矩阵 A 和三元列向量 X , 使得向量组 X, AX, A^2X 线性无关, 且满足

$$A^3X = 3AX - 2A^2X.$$

(1) 记 $P = (X, AX, A^2X)$, 求三阶矩阵 B 使得 $A = PBP^{-1}$;

(2) 计算行列式 $|A + E|$.

14. (秩为 1 的矩阵) 设 n 阶矩阵 A 的元素均为 1.

(1) 求 A 的特征值, 并求矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 为对角矩阵;

(2) 若 $f(x)$ 是 x 的 m 次多项式, 且常数项为 0, 证明: 存在 $k \in \mathbf{R}$ 使得 $f(A) = kA$, 并求出 k ;

- (3) 设 B 是 n 阶实对称矩阵, 每行元素之和都为 b , 若 b 是 $f(\lambda) = |\lambda E - B|$ 的单根, 求 B 属于 b 的特征向量; 当 $f(\lambda) = (\lambda - b)g(\lambda)$ 时 (其中 $f(B) = 0$), 证明: $g(B) = kA$, 其中 k 为常数, A 为元素全部为 1 的 n 阶矩阵.
15. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, A 有 n 个不同的特征值, 证明: $AB = BA$ 当且仅当 A 的特征向量也是 B 的特征向量 (推论: 若 A, B 均可对角化, $AB = BA$, 则对角化的过渡矩阵可以相同).

16. 计算矩阵 $B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & -2 & -2 & 2 \\ 0 & 0 & -3 & -3 & 3 \end{pmatrix}^n$, 其中 $n \in \mathbf{N}$.

C 组

1. 设 V 是有限维复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$. 证明: σ 可对角化当且仅当对每个 $\lambda \in \mathbf{C}$ 有 $V = \ker(\sigma - \lambda I) \oplus \text{im}(\sigma - \lambda I)$.
2. 设 $B = \alpha\alpha^T$, 其中 $\alpha = (a_1, \dots, a_n)^T \neq 0$ ($a_i \in \mathbf{R}$, $i = 1, 2, \dots, n$).
 - (1) 证明: $B^k = tB$, 其中 k 为正整数, t 为常数, 并求 t ;
 - (2) 求可逆阵 P 使得 $P^{-1}BP$ 为对角矩阵, 并写出该对角矩阵.
3. 设 A, B 为 n 阶矩阵, 且 $A + B = AB$, 求证:
 - (1) A, B 的特征向量是公共的;
 - (2) A 相似于对角矩阵当且仅当 B 相似于对角矩阵;
 - (3) $r(A) = r(B)$.
4. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{R})$, 证明 A 与 B 在 \mathbf{R} 上相似当且仅当在 \mathbf{C} 上相似.
注: 实际上相似这一性质与数域无关, 本题是这一结论的特例.
5. (数学归纳法) 证明: 对任一 n 阶矩阵 $A \in \mathbf{M}_n(\mathbf{C})$, 存在可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 为上三角矩阵.
6. 设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$, A 有 n 个不同的特征值, 且 $AB = BA$. 证明: 存在次数小于等于 $n-1$ 的多项式 $f(x)$ 使得 $B = f(A)$.
7. (矩阵可交换与同时对角化) 设 V 为 n 维复向量空间, $S, T \in \mathcal{L}(V)$, $ST = TS$. 证明: 存在 V 的一组基, 使得 S 和 T 在这组基下的矩阵均为对角矩阵.
8. 设 $T \in \mathcal{L}(V)$, $\lambda \in \mathbf{F}$. 证明: 对 V 的每个使得 T 有上三角矩阵的基, λ 出现在 T 的矩阵的对角线上的次数等于 λ 作为 T 的特征值的重数.

虽然对角矩阵十分简洁，但根据我们上一讲中讨论的等价条件可知，可对角化的条件是较为苛刻的，很多线性变换都不存在如此简洁的矩阵表示。我们考虑更为普遍但也能保持良好性质的情况，上三角矩阵一定是一个好的突破口。

但上三角矩阵含有的零的数量事实上不够多，因此我们还需进一步讨论分块对角矩阵。在此过程中我们也将系统性地介绍幂零矩阵，补全我们之前讨论的缺口。

20.1 上三角矩阵

我们从上三角矩阵出发，首先因为之前的讨论中上三角矩阵的一些优良性质大家已经非常熟悉，并且事实上，复向量空间中的所有线性变换都可以在某组基下得到上三角矩阵的矩阵表示。我们有如下定理：

定理 20.1

设 V 是有限维复向量空间， $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，则

1. σ 关于 V 的某组基有上三角矩阵，记为 A ；
2. σ 可逆的充要条件是 A 的主对角元均不为 0；
3. σ 的特征值恰为 A 的主对角元。

证明

1. 根据相似的定义，这一结论与“任意 n 阶复矩阵一定相似于一个上三角矩阵”是

等同的, 我们可以使用分块矩阵结合数学归纳法的方法进行证明. $n = 1$ 时结论显然, 因为任意一阶矩阵本身就是上三角矩阵. 现假设 $n - 1$ 阶复矩阵都可以相似于上三角矩阵, 设 A 为 n 阶复矩阵, 我们任取 A 的一个复特征值 λ_1 , 设 α_1 为 A 对应于 λ_1 的特征向量. 我们把 α_1 扩充为 \mathbf{C}^n 的一组基, 记为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, 记 $P_1 = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, 则 P_1 可逆, 且

$$P_1^{-1}AP_1 = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \alpha' \\ 0 & A_{n-1} \end{pmatrix},$$

我们对 $n - 1$ 阶矩阵 A_{n-1} 应用归纳假设, 因此存在可逆矩阵 P_2 使得 $P_2^{-1}A_{n-1}P_2$ 为上三角矩阵, 取 $P = P_1 \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & P_2 \end{pmatrix}$, 直接有

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \alpha'P_1 \\ 0 & P_2^{-1}A_{n-1}P_2 \end{pmatrix}$$

为上三角矩阵, 因此 n 阶复矩阵一定相似于上三角矩阵.

2. 这一结论在矩阵计算进阶一讲中已经讨论, 此处不再赘述;
3. 利用线性映射的特征值等于表示矩阵的特征值, 且表示矩阵的特征值就是 $|\lambda E - A| = 0$ 的零点即可得到这一结论.

□

除此之外, 在矩阵计算进阶中我们也提到上三角矩阵相乘结果中对角线上元素是原矩阵对角线上对应元素相乘的结果, 其逆的对角线上元素是原矩阵对角线对应元素的逆. 以上性质表明, 上三角矩阵是所有线性变换都可以在某组基下得到的且有良好的性质的矩阵类型.

事实上, 我们在这里介绍这一证明的主要目的在于, 这一证明给了我们一个求解线性变换 (或矩阵) 上三角化的方法. 与对角化类似, 线性变换的上三角化依赖于矩阵上三角化, 因此我们这里只讨论矩阵的情况. 根据上面的证明, 我们只需任意挑选 n 阶矩阵的一个特征值和一个对应的特征向量, 然后问题就转化为求解 $n - 1$ 阶矩阵的上三角化问题, 那么我们继续求出 $n - 1$ 阶矩阵的一个特征值和一个对应的特征向量, 依次类推直到一阶的情况. 我们给出下面的例子供读者运用这一方法:

例 20.1

设 $\sigma \in \mathbf{C}^3$ 定义为 $\sigma(x, y, z) = (2x + y, 5y + 3z, 8z)$, 求 \mathbf{C}^3 的一组基使得 σ 在这组基下的矩阵为上三角矩阵.

解

事实上，我们研究上三角矩阵（以及后续分块对角矩阵）的思路与研究对角矩阵是类似的，我们会讨论计算方法以及相关的等价条件. 下面我们给出关于对角矩阵的一些等价条件：

定理 20.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，且 v_1, v_2, \dots, v_n 是 V 的基，则以下条件等价：

- 1. σ 关于 v_1, v_2, \dots, v_n 的矩阵是上三角的；
- 2. 对每个 $j = 1, \dots, n$ 有 $\sigma(v_j) \in \text{span}(v_1, \dots, v_j)$ ；
- 3. 对每个 $j = 1, \dots, n$ 有 $\text{span}(v_1, \dots, v_j)$ 在 σ 下不变.

证明

- 1.
- 2.
- 3.

□

这一定理给出了上三角矩阵的几个充要条件，基于这些充要条件我们可以有如下进一步的理解：

- 1. 我们可以给出定理 20.1 的另外两种证明，即《线性代数应该这样学》5.27 给出的两种证明. 事实上 5.27 的证明也使用了数学归纳法，但是之前分块矩阵的归纳是针对矩阵的阶数，这里是针对线性变换所在线性空间的维数. 我们这给出证明，以便深刻体会数学归纳法的思想：

证明

- (1)
- (2)

□

- 2. 比较对角矩阵的充要条件中要求存在一维不变子空间的分解，这里的等价条件表明上三角矩阵要求线性变换存在任意维数的不变子空间即可（对角矩阵的条件实际上蕴含

这一条件, 因为存在一维不变子空间直和分解, 我们任意通过直和运算合并这些一维不变子空间就可以得到任意维数的不变子空间, 因此对角矩阵的要求更强, 上三角矩阵不需要这些任意维数的不变子空间能拆解成一维不变子空间的直和)。

事实上, 因为任意复向量空间上的线性变换都存在一组基使得矩阵表示为上三角矩阵, 因此任意复向量空间上的线性变换都存在任意维数的不变子空间. 因此下面这一例子的结论是显然的:

例 20.2

设 V 是 n 维复向量空间. $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 证明: 对任意的正整数 r ($1 \leq r \leq n$), σ 有 r 维不变子空间.

证明

□

接下来我们要讨论一个特别的问题, 即线性变换/矩阵可交换的性质. 我们有如下定理:

定理 20.3

设 V 为 n 维复向量空间, $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V)$, $\sigma\tau = \tau\sigma$, 则

1. σ 的每个特征子空间都是 τ 的不变子空间;
2. σ, τ 有公共的特征向量.

将这一定理的线性变换改为矩阵实际上是等价的.

证明

- 1.
- 2.

□

接下来我们希望应用这上述定理解决下面的问题:

例 20.3

设 V 为 n 维复向量空间, $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V)$, $\sigma\tau = \tau\sigma$, 证明:

1. 若 σ 有 s 个不同的特征值, 则 σ, τ 至少有 s 个公共且线性无关的特征向量;

2. 存在 V 的一组基, 使得 σ 和 τ 在这组基下的矩阵均为上三角矩阵.

证明

- 1.
- 2.

□

这一例子的结论告诉我们: 线性变换可交换对应于同时上三角化. 例中 2 的结论如果换为矩阵表述应当是: 设 A, B 是复数域上的两个 n 阶矩阵, 且 $AB = BA$, 则存在可逆矩阵 P 使得 $P^{-1}AP$ 和 $P^{-1}BP$ 同时为上三角矩阵.

20.2 核空间的性质 幂零矩阵

这一节我们将为后续讨论分块对角矩阵做准备, 同时幂零矩阵一节中也将讨论这一特殊矩阵的很多特别的、有趣的性质.

20.2.1 核空间的性质

事实上, 根据可对角化的等价条件, 我们知道一个线性变换不可对角化实际上是因为它没有足够多的线性无关的特征向量, 也即特征子空间直和后比原空间略小. 事实上, 我们知道 σ 在特征值 λ 下的特征子空间实际上就是 $\ker(\lambda I - \sigma)$. 我们回顾[定理 6.3](#):

定理 20.4

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 则有

1. $\{0\} = \ker \sigma^0 \subseteq \ker \sigma^1 \subseteq \cdots \subseteq \ker \sigma^k \subseteq \ker \sigma^{k+1} \subseteq \cdots$;
2. 设 m 是非负整数使得 $\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1}$, 则

$$\ker \sigma^m = \ker \sigma^{m+1} = \ker \sigma^{m+2} = \ker \sigma^{m+3} = \cdots$$

3. 令 $n = \dim V$, 则 $\ker \sigma^n = \ker \sigma^{n+1} = \ker \sigma^{n+2} = \cdots$.

我们发现, 如果我们提高线性变换的幂次, 那么我们可以获得更大的核空间, 这样扩张后的核空间的直和是否可以张成整个原空间呢? 我们可以提前给出答案: 可以, 具体的说明我们在讨论完下面的幂零矩阵之后将会详细展开.

20.2.2 幂零矩阵

基于上面核空间的讨论，并为了方便后面小节的研究，我们将讲解幂零线性变换与幂零矩阵的相关准备知识.

定义 20.1 幂零

1. 一个线性变换称为**幂零**的，如果它的某个幂等于零映射（即将所有向量都映射到 0 的映射）；
2. 一个矩阵 A 称为幂零的，如果存在正整数 m 使得 $A^m = O$.

根据线性映射矩阵表示很容易知道，幂零线性变换在任意一组基下的矩阵表示都是幂零矩阵. 我们接下来首先讨论幂零线性变换的一些基本性质：

定理 20.5

设线性变换 $N \in \mathcal{L}(V)$ 是幂零的，则

1. N 的所有特征值均为 0（等价定义）；
2. $N^{\dim V} = 0$ ；
3. V 有一组基使得 N 关于这组基的矩阵对角线和对角线下方元素均为 0（等价定义）；
4. $N \pm I$ 可逆.

证明

1. 这一结论我们将在下一讲中介绍 **Hamilton-Cayley 定理** 后给出证明；
- 2.
- 3.
- 4.

□

事实上 1,2,4 都有相应的矩阵的结论，我们将线性变换替换为它的矩阵表示即可，此处不再赘述. 而第三点则解释了我们在求矩阵的幂时将一些矩阵分解为一个矩阵加一个对角线上全为 0 的矩阵的合理性，因为后者一定是幂零的. 接下来我们通过几个例子进一步讨论、运用幂零矩阵、幂零线性变换的性质：

例 20.4

证明: A 为幂零矩阵 $\iff \forall k \in \mathbf{N}_+, \operatorname{tr}(A^k) = 0$.

证明

□

例 20.5

若 A, B 为两个 n 阶矩阵且满足 $AB - BA = A$, 证明:

1. A 不可逆;
2. A 是幂零矩阵.

证明

- 1.
- 2.

□

20.3 分块对角矩阵

20.3.1 广义特征子空间与分块对角矩阵

上一节中我们已经讨论了不可对角化线性变换获得简化矩阵的一般思想, 即试图利用核空间增长的性质扩张特征子空间, 使得扩张后的特征子空间 (称为广义特征子空间) 的直和为原空间. 下面我们给出严谨定义:

定义 20.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, $\lambda \in \mathbf{F}$ 是 σ 的特征值, 若向量 $v \neq 0$ 且存在正整数 j 使得 $(\sigma - \lambda I)^j v = 0$, 则称 v 为 σ 对应于 λ 的**广义特征向量**. σ 对应于 λ 的全体广义特征向量与 0 向量构成的集合称为 σ 相应于 λ 的**广义特征子空间**, 记为 $G(\lambda, \sigma)$.

注意我们不定义广义特征值, 因为若 λ 原先不是特征值, 因此 $\sigma - \lambda I$ 可逆, 可逆映射复合仍可逆, 故对于任意的 j , $(\sigma - \lambda I)^j$ 仍可逆, 即特征值是不会随着线性变换幂次增加而增加的.

实际上, 根据定理 20.4, 我们有 $G(\lambda, \sigma) = \ker(\sigma - \lambda I)^{\dim V}$. 需要补充说明的是, 此处引入两个概念称为代数重数 (或称重数) 和几何重数, 其中 λ 的代数重数定义为广义特征子空间的维数, 几何重数定义为特征子空间的维数. 实际上在不变子空间一讲中我们有类似的定义, 我们将在下一讲中讲解它们的关联.

我们接下来的目标转向我们的主线, 即证明任意线性变换的广义特征子空间的和为直和且和为原空间. 下面这一定理读者可以回顾特征值、特征向量的性质以及可对角化的等价条件, 我们会发现这些定理具有很大的相似性, 因此记忆难度并不大:

定理 20.6

设 V 是有限维的, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$. 用 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 表示 σ 的所有互异特征值.

- (1) σ 对应于不同特征值的广义特征向量线性无关;
- (2) σ 不同特征值对应的广义特征子空间的和为直和, 且 $V = G(\lambda_1, \sigma) \oplus \dots \oplus G(\lambda_m, \sigma)$;
- (3) V 有一个由 σ 的广义特征向量组成的基;
- (4) 每个 $G(\lambda_i, \sigma)$ 在 σ 下都是不变的;
- (5) 每个 $(\sigma - \lambda_j I)|_{G(\lambda_j, \sigma)}$ 都是幂零的.

证明

- 1.
- 2.
- 3.
- 4.
- 5.

□

上述定理更重要的结果在于它我们可以得到任何复向量空间上的线性变换都有如下的分块对角矩阵的标准形:

定理 20.7

设 V 是复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$. 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 是 σ 的所有互不相同的特征值, 重数

分别为 d_1, \dots, d_m , 则 V 有一组基使得 σ 关于这组基的有分块对角矩阵

$$\begin{pmatrix} A_1 & & O \\ & \ddots & \\ O & & A_m \end{pmatrix}$$

其中每个 A_j 都是如下所示的 $d_j \times d_j$ 上三角矩阵

$$A_j = \begin{pmatrix} \lambda_j & & * \\ & \ddots & \\ O & & \lambda_j \end{pmatrix}$$

证明

□

由此我们得到了一个相比于上三角矩阵更为简单, 并且所有线性变换都可以获得的标准形. 在介绍完其存在性后, 我们按照惯例需要讨论如何将这一标准形求解出来. 事实上, 根据上述定理的证明, 我们发现每个对角块都是从一个广义特征子空间得来的, 因此我们只需求出各个广义特征子空间的基, 然后写出对应的矩阵即可. 如果得到的对角块不是上三角矩阵, 我们可以使用在上三角矩阵求法中讲解的方法进行调整. 我们来看一个例子:

例 20.6

设 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{C}^3)$ 定义为

$$\sigma(z_1, z_2, z_3) = (6z_1 + 3z_2 + 4z_3, 6z_2 + 2z_3, 7z_3),$$

求一组基使其有分块对角矩阵并写出对应的分块对角矩阵.

解

事实上, 读者会发现虽然整体思路是很简单的, 但是中间求解广义特征子空间的过程还是存在一定的困难. 因为当 $\dim V$ 较大时, $G(\lambda, \sigma) = \ker(\sigma - \lambda I)^{\dim V}$ 的求解需要反复计算幂次, 是很困难的, 但事实上根据核空间停止增长的性质可以知道, 我们只需要不断提升矩阵的幂次, 直到得到的广义特征子空间不再发生改变就能够停止计算.

例 20.7

设 $\sigma, \tau \in \mathcal{L}(V)$ 可逆, 证明: σ 和 $\tau^{-1}\sigma\tau$ 有相同的特征值, 且重数也相同.

证明

□

20.3.2 平方根问题

在进入下一个话题前, 我们先简单介绍线性变换平方根的概念, 这一概念在之后内积空间线性变换会进一步说明.

定义 20.3

我们称线性变换 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 的平方根是满足 $\tau^2 = \sigma$ 的线性变换 $\tau \in \mathcal{L}(V)$.

在复向量空间中, 我们有如下两个结论:

定理 20.8

设 V 是复向量空间.

1. 设 $N \in \mathcal{L}(V)$ 幂零, 则 $(I + N)$ 有平方根;
2. 若 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 可逆, 则 σ 有平方根.

证明

1.

2.

□

我们发现, 这一定理的证明思路基于 $\sqrt{1+x}$ 的泰勒展开, 我们不是第一次看到使用泰勒展开的情况, 在求解矩阵的逆的进阶方法中, 求逆的分式思想中也使用了 $\frac{1}{1-x}$ 的泰勒展开, 足以体现一些数学直觉对于我们解决一些问题的重要性.

例 20.8

定义 $N \in \mathcal{L}(\mathbf{F}^5)$ 为

$$N(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = (2x_2, 3x_3, -x_4, 4x_5, 0)$$

求 $(I + N)$ 的一个平方根.

解

最后, 在开始习题内容前, 我们需要讲解一类特殊的题型, 即举例或举反例的问题. 一般而言, 我们有如下两种思路:

- 1. 考虑几何意义: 例如旋转矩阵, 特征值的几何意义等

例 20.9

找出有限维实向量空间的一个线性变换 σ , 使得 0 是 σ 仅有的特征值但 σ 不是幂零线性变换.

例 20.10

找出一个 $\sigma \in L(\mathbf{R}^2)$ 使得 $\sigma^4 = -I$.

- 2. 考虑简单的情况: 例如考虑 2 阶、3 阶的简单线性变换/矩阵

例 20.11

证明或给出反例: V 上的幂零线性变换的集合是 $L(V)$ 的子空间.

很多时候一些反例很难构想就选择记住这一构造思想即可. 一些反例可能基于一些简单的结论, 但如果未思考到位可能很难构造.

内容总结

习题

A 组

1. 相抵但不相似.

B 组

- 1.

C 组

- 1.

在前面的讲解中我们讨论了如何利用核空间的性质将线性空间分解为若干个线性变换的不变子空间，得到广义特征子空间和分块对角矩阵的结论. 从本讲起我们希望变换一个角度，从多项式出发推导出这一结论，并由此出发深入讨论多项式与相似标准形的关联.

为了接下来讨论的方便，我们首先介绍一个接下来常用的一类特殊的多项式，它将线性变换（矩阵）代入后多项式值为 0. 这样的多项式我们称为线性变换（矩阵）的零化多项式，我们的严谨定义如下：

定义 21.1 零化多项式

我们有线性变换和矩阵的零化多项式定义如下：

1. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，若 $p \in \mathbf{F}[x]$ 使得 $p(\sigma) = 0$ ，则称 p 为 σ 的一个**零化多项式**；
2. 设 $A \in \mathbf{F}^{n \times n}$ ，若 $p \in \mathbf{F}[x]$ 使得 $p(A) = 0$ ，则称 p 为 A 的一个零化多项式.

21.1 特征多项式 Hamilton-Cayley 定理

接下来我们首先讨论线性变换的特征多项式，事实上我们在不变子空间一讲中实际上已经提到过矩阵的特征多项式，这里我们将给出线性变换的相关定义并讨论二者关联：

定义 21.2 特征多项式

设 V 是复向量空间， $\sigma \in \mathcal{L}(V)$. 令 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 表示 σ 的所有互异特征值，重数（即对

应的广义特征子空间的维数) 分别为 d_1, \dots, d_m , 则多项式

$$p(z) = (z - \lambda_1)^{d_1} \cdots (z - \lambda_m)^{d_m} \quad (21.1)$$

称为 σ 的**特征多项式**.

根据这一定义, 我们有两个直接的结论:

1. σ 的特征多项式的次数为 $\dim V$, 因为**定理 20.6** (2) 保证了 $\sum_{i=1}^m d_i = \dim V$;
2. σ 的特征多项式的零点恰为 σ 的全部特征值, 这是由上述定义决定的.

例 21.1

设 V 是复向量空间, V_1, \dots, V_m 都是 V 的非零子空间使得 $V = V_1 \oplus \cdots \oplus V_m$. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 每个 V_j 在 σ 下不变. 对每个 j , 令 p_j 表示 $\sigma|_{V_j}$ 的多项式. 证明: σ 的特征多项式为 $p_1 \cdots p_m$.

证明

□

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 在任一组基下的表示矩阵为 A , 则 σ 和 A 的特征值是完全一样的, 因此特征值与其重数都是一致的. 我们回忆不变子空间一讲关于矩阵特征多项式的**定理 18.2** 并做因式分解:

$$f(\lambda) = |\lambda I - A| = (\lambda - \lambda_1)^{r_1} \cdots (\lambda - \lambda_m)^{r_m} \quad (21.2)$$

由于**式 21.1** 和**式 21.2** 的 k 重根都表示 k 重特征值, 且 σ 和 A 的特征值及其重数一致, 因此我们可以得到 $d_i = r_i (i = 1, \dots, m)$. 注意到 d_i 是基于广义特征子空间维数定义的代数重数, r_i 是基于矩阵特征多项式解的重数定义的代数重数, 因此两个代数重数的定义也在此处统一了. 且多项式的 k 重根即为 k 重特征值, 特征值的重数也就称为代数重数. 因此此后我们不再区分两种特征多项式和两种代数重数的定义.

在上面的讨论中我们依据广义特征子空间的维数定义特征多项式, 接下来我们希望变换思路, 利用特征多项式的定义推导广义特征子空间的相关结论, 从而将 17 讲开头提到的三角形中多项式的部分补全. 事实上, 接下来要讨论的思路是一般的高等代数教材中惯用的思路, 这一正一逆的思路在某种程度上也体现出两个研究体系的等价性.

我们首先要引入 Hamilton-Cayley 定理. 我们的动机是获得零化多项式, 使我们向着目标前进. 观察矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$, 我们容易验证 $A^2 - I = 0$, 因此 $\lambda^2 - 1$ 是 A 的一个零化多项式, 同时我们发现这是 A 的特征多项式, 因此我们可以猜想, 是否对于所有的矩阵都有特征多项式是零化多项式呢? 事实上, 这就是著名的 **Hamilton-Cayley 定理**:

定理 21.1 Hamilton-Cayley 定理

设 V 是复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$. 令 q 表示 σ 的特征多项式, 则 $q(\sigma) = 0$.

定理的证明我们将从前面讨论的三个相似标准形: 对角矩阵, 上三角矩阵和分块对角矩阵三个角度给出三个证明. 通过这三个证明我们可以体会到标准形与多项式背后的联系.

1. 利用对角矩阵

为了介绍这一角度的证明, 我们将会回顾数学分析或拓扑学中学习的稠密性的定义:

定义 21.3

引理 21.1

证明

□

2. 利用上三角矩阵

证明

□

3. 利用分块对角矩阵

证明

□

接下来我们便可以利用这一定理继续我们逆向推导的过程. 我们的目标同样是找到能在直和后得到原空间的不变子空间的分解方式 (即找到广义特征子空间). 实际上, 我们可以利用定理 17.8 得到以下关键结论:

定理 21.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 且在 $\mathbf{F}[x]$ 中有 $p = p_1 p_2$, 且 p_1, p_2 互素, 则有

$$\ker p(\sigma) = \ker p_1(\sigma) \oplus \ker p_2(\sigma).$$

证明

□

为了得到广义特征子空间的定义, 我们还需要将这一定理推广到因式更多的情况, 证明只需要依照定理 21.2 然后进行数学归纳法即可, 此处不再赘述:

定理 21.3

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 且在 $\mathbf{F}[x]$ 中有 $p = p_1 p_2 \cdots p_s$, 且 p_1, p_2, \dots, p_s 两两互素, 则有

$$\ker p(\sigma) = \ker p_1(\sigma) \oplus \ker p_2(\sigma) \oplus \cdots \oplus \ker p_s(\sigma).$$

这一定理表明, 将多项式分解为互素的多项式乘积, 原多项式作用于线性变换的核空间等于分解后各个互素因式作用于线性变换的核空间的直和. 我们结合 Hamilton-Cayley 定理, 如果 p 是 σ 的特征多项式, 故 $p(\sigma) = 0$, 则 $\ker p(\sigma)$ 就是全空间 V . 接下来我们将特征多项式分解为互素因式乘积, 有

$$p(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{r_1} (\lambda - \lambda_2)^{r_2} \cdots (\lambda - \lambda_m)^{r_m},$$

其中 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 为 σ 的所有互异特征值, r_1, \dots, r_m 为特征值的重数. 然后由于分解的因式显然是两两互素的, 因此根据定理 21.3, 我们有

$$\ker p(\sigma) = V = \ker(\sigma - \lambda_1 I)^{r_1} \oplus \cdots \oplus \ker(\sigma - \lambda_m I)^{r_m},$$

这或许就是一种巧合, 我们从多项式的角度也推导出了和广义特征子空间相近的结论. 我们回顾定理 20.6 (2):

$$V = G(\lambda_1, \sigma) \oplus \cdots \oplus G(\lambda_m, \sigma),$$

其中 $G(\lambda_i, \sigma) = \ker(\sigma - \lambda_i I)^{\dim V}$, 这与上式的形式是类似的, 但这里将广义特征子空间定义中 $(\sigma - \lambda I)$ 由于核空间扩张所需的幂次降低了. 除此之外, $\ker(\sigma - \lambda_i I)^{r_i}$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 也是 σ 的不变子空间, 因此我们也能得到分块对角矩阵的标准形, 并且定理 20.6 的其他结论也可以基于此得到, 此处不再赘述.

例 21.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, $p(z) = a_n z^n + \cdots + a_1 z \in \mathbf{F}[x]$ 是 σ 的一个零化多项式, 其中 $a_1 \neq 0$,

证明：

$$V = \ker \sigma \oplus \operatorname{im} \sigma.$$

证明

□

下面我们希望将广义特征子空间定义中 $(\sigma - \lambda I)$ 的幂次进一步降低到下界（即找到最低的幂次使得核空间停止增长），这需要引入极小多项式的概念.

21.2 极小多项式及其性质

定义 21.4

我们有如下线性变换和矩阵的极小多项式定义：

1. 设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，则 σ 的极小多项式是唯一一个使得 $p(\sigma) = 0$ 的次数最小的首一多项式；
2. 设 $A \in \mathbf{F}^{n \times n}$ ，则 A 的极小多项式是唯一一个使得 $p(A) = 0$ 的次数最小的首一多项式.

这一定义的合理性需要下述定理保证，我们只证明线性变换的角度，矩阵实际上只需要将定理和证明中的线性变换替换为矩阵即可：

定理 21.4

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，则存在唯一一个次数最小的首一多项式 p 使得 $p(\sigma) = 0$.

证明

□

这一定理的证明表明 V 上每个线性变换的极小多项式的次数最多为 $(\dim V)^2$ ，而若 V 为复向量空间时，由 Hamilton-Cayley 定理我们知道极小多项式的次数最多为 $\dim V$ ，事实上实空间也有这样的结论，我们将在实空间上的线性变换一讲中讨论.

如果需要计算极小多项式，我们可以给出一个算法化的描述. 对于 $m = 1, 2, \dots$ ，我们相继考虑线性方程组

$$a_0 M(I) + a_1 M(\sigma) + \cdots + a_{m-1} M(\sigma^{m-1}) + M(\sigma^m) = 0,$$

直到这一方程组有一个解 a_0, a_1, \dots, a_{m-1} , 此时 $a_0, a_1, \dots, a_{m-1}, 1$ 即为极小多项式的次数.

例 21.3

求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \\ 2 & 1 & -1 \end{pmatrix}$ 和 $B = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & -3 \end{pmatrix}$ 的最小多项式.

解

1.

2.

下面我们给出一些简单线性变换/矩阵的极小多项式:

1. 幂零线性变换: $N \in \mathcal{L}(V)$ 且 $N^l = 0$, 但 $N^{l-1} \neq 0$ (l 称为幂零指数), 极小多项式为 λ^l ;
2. 幂等线性变换: $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 且 $\sigma^2 = \sigma$, 极小多项式为 $\lambda^2 - \lambda$ 或 λ 或 $\lambda - 1$;
3. 对合线性变换: $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ 且 $\sigma^2 = I$, 极小多项式为 $\lambda^2 - 1$ 或 $\lambda + 1$ 或 $\lambda - 1$;
4. 引入**若当块**. 若域 \mathbf{F} 上的一个 r 级矩阵形如

$$\begin{pmatrix} a & 1 & & \\ & a & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & a \end{pmatrix}$$

则称其为一个 r 级若当块 (1 级显然就是 1 阶矩阵), 记作 $J_r(a)$, 其中 a 是对角线上元素. 不难得到其极小多项式等于特征多项式 $(\lambda - a)^r$.

我们利用多项式的带余除法以及 Hamilton-Cayley 定理可以得到下述简单的结论:

定理 21.5

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$.

1. $q \in \mathbf{F}[x]$, 则 $q(\sigma) = 0$ 当且仅当 q 是 σ 的极小多项式的多项式倍;

2. 设 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$, 则 σ 的特征多项式是 σ 的极小多项式的多项式倍.

证明

1.
2.

□

在例 21.3 中我们不难发现, 两个矩阵的极小多项式和特征多项式根一致, 实际上这是对任意线性变换 (或矩阵) 都成立的结论:

定理 21.6

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 则 σ 的极小多项式的零点恰好是 σ 的特征值, 即极小多项式与特征多项式在 \mathbf{F} 中有相同的根 (重数可以不同).

证明

□

这一定理是非常重要的, 它关系到下一小节关于多项式和标准形关系的讨论, 且例 21.3 也可以基于此有更快的解法:

解

1.
2.

除此之外, 我们还可以得到一个推论:

推论 21.1

相似的矩阵有相同的极小多项式.

证明

□

21.3 多项式与标准形的应用

在最后一小节我们尝试将两种描述线性变换的角度（标准形和多项式）联系起来，主要的桥梁就是上一小节中讨论的极小多项式. 在前文讨论特征多项式诱导的不变子空间分解时，我们将广义特征子空间定义中需要核空间的线性变换幂次降低，而依据定理 21.6 以及特征多项式是极小多项式的倍式可知，这一幂次还可以进一步降低：

定理 21.7

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ， σ 的极小多项式为 $p = (\lambda - \lambda_1)^{s_1} \cdots (\lambda - \lambda_m)^{s_m}$ ，则有

$$\ker p(\sigma) = V = \ker(\sigma - \lambda_1 I)^{s_1} \oplus \cdots \oplus \ker(\sigma - \lambda_m I)^{s_m}.$$

证明

□

通过定理 21.4 我们知道，极小多项式的因式次数无法继续降低，否则不为零化多项式，因此它也给出了广义特征子空间定义中需要核空间的线性变换的幂次为何值时，核空间会停止增长，并且这是一个下界，基于此我们更进一步地理解了极小多项式因式次数的含义.

实际上我们也可以逆向思考，如果我们已知空间的不变子空间分解，我们应当如何求解极小多项式. 实际上这一结论是很直观的，答案是各个不变子空间的极小多项式的最小公倍式，严谨叙述如下：

定理 21.8

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，如果 V 能分解成 σ 的一些非平凡不变子空间的直和：

$$V = U_1 \oplus \cdots \oplus U_m,$$

且 $\sigma|_{U_i}$ 的极小多项式为 p_i ，则 σ 的极小多项式为

$$p = \text{lcm}(p_1, \dots, p_m).$$

其中 $\text{lcm}(p_1, \dots, p_m)$ 表示 p_1, \dots, p_m 的最小公倍式.

证明

□

这一结论的应用或许并不直接，但如果我们考虑线性变换在不变子空间直和分解下的分块对角矩阵，那么这一分块对角矩阵的极小多项式实际上就等于各个分块的极小多项式的最小公倍式。

例 21.4

我们在此继续引入**若当形矩阵**，即由若干个若当块组成的分块对角矩阵。设 A 为若当形矩阵， $A = \text{diag}(J_{r_1}(a), \dots, J_{r_s}(a), J_{t_1}(b), \dots, J_{t_m}(b))$ ，其中 $r_1 \leq \dots \leq r_s$ ， $t_1 \leq \dots \leq t_m$ ，则 A 的极小多项式 p 为 $\text{lcm}((\lambda - a)^{r_1}, \dots, (\lambda - a)^{r_s}, (\lambda - b)^{t_1}, (\lambda - b)^{t_m})$ ，即为 $(\lambda - a)^{r_s}(\lambda - b)^{t_m}$ 。实际上，这一结论还可以进一步推广，但描述较为繁杂，读者只需从此例理解基本思想即可。

在**定理 21.7** 中我们了解了极小多项式中因子幂次与广义特征子空间的关联。加入极小多项式的各个因式的次数均为 1，这与可对角化线性变换的不变子空间分解是一致的！因此我们可以得到下面的结论：

定理 21.9

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ， σ 可对角化当且仅当 σ 的极小多项式能分解成不同的一次因式的乘积。

证明

□

这给出了线性变换可对角化的另一等价条件，基于此，不变子空间一讲中给出矩阵多项式判断可对角化的习题都可以“秒杀”，例如幂等矩阵、对合矩阵可对角化，但幂零矩阵除非自身为 0 否则一定不可对角化，高于 1 阶的若当块矩阵一定不可对角化，包含高于 1 阶的若当块矩阵的若当形矩阵也一定不可对角化。

我们也可从矩阵的角度来理解。例如幂等矩阵 A 满足 $A^2 = A$ ，根据多项式诱导的不变子空间分解，我们很容易得到 A 为幂等矩阵的充要条件为 $r(A) + r(A - E) = n$ ，其它对合矩阵等情况各位同学也可以自己写出等价条件，虽然形式上可以千变万化，但实质就是多项式诱导的不变子空间分解。

除此之外，联系多项式互素分解与不变子空间分解的对应关系，这也表明线性变换可对角化当且仅当其各个广义特征子空间就是其特征子空间，即满足代数重数等于几何重数。或者说 σ 的每个广义特征向量都是其特征向量。

例 21.5

证明：设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ，若 σ 可对角化，则对于 σ 的任意非平凡不变子空间 U ，都有 $\sigma|_U$ 可对角化.

证明

□

例 21.6

已知某个实对称矩阵 A 的特征多项式为 $\lambda^5 + 3\lambda^4 - 6\lambda^3 - 10\lambda^2 + 21\lambda - 9$ ，求 A 的极小多项式.

解

例 21.7

设 V 为 n 阶方阵构成的线性空间， $\sigma \in \mathcal{L}(V)$ ， $\forall A \in V$ ， $\sigma(A) = 2A - 3A^T$.

- 1. 求 σ 的特征值；
- 2. 证明： σ 可对角化.

解

- 1.
- 2.

我们需要补充说明一点，虽然矩阵相似不随数域改变而改变，但可对角化与数域有关. 例如实矩阵 A 的极小多项式为 $\lambda^3 - 1$ ，在它在实数域上无法分解为互素一次因式的乘积，复数域上则可以，这表明 A 在实数域上不可对角化，但在复数域上可以.

内容总结

习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

在之前的叙述中我们说明了复向量空间中线性变换都有分块对角矩阵，且每个分块都具有上三角矩阵的形式. 本节我们希望每个分块能获得比上三角矩阵更多 0 的形式. 实际上，这一形式我们之前已经引入，并且也讨论了其极小多项式，本节中我们讨论如何得到这种形式的矩阵，了解线性变换和矩阵若当标准形的求法以及若当标准形对应基的求法，并讲解其应用.

22.1 若当标准形的存在与形式

在**定理 20.6** (5) 中我们提到过，若 λ_j 是线性变换 σ 的特征值，则 $\sigma - \lambda_j I$ 限制在 λ_j 对应的广义特征子空间上是幂零线性变换. 因此我们可以先研究幂零线性变换的若当标准形，然后加入简单的数量矩阵即可.

我们仍然沿着《线性代数应该这样学》的思路，尽管下面的定理证明有一种看了几行就没兴趣再看下去的美感，但笔者在此还是尽力整理了证明思路. 我们需要注意的是，无论是《线性代数应该这样学》还是其它传统的高等代数教材中关于若当标准形的推导都十分繁杂（但《线性代数应该这样学》的推导更为本质优雅，更为自然），因此这并不是我们考虑的重点（当然建议读者阅读证明过程以加强理解）. 我们的核心在于掌握与理解这些结论并且能够计算出若当标准形，并运用若当标准形解决一些问题. 事实上，如果读者后续有兴趣学习抽象代数，那么其中讲解的利用模论推导若当标准形的过程会更为简洁自然美观.

定理 22.1

设 $N \in \mathcal{L}(V)$ 是幂零的，则存在向量 v_1, \dots, v_n 和非负整数 m_1, \dots, m_n 使得

(1) $N^{m_1}v_1, \dots, Nv_1, v_1, \dots, N^{m_n}v_n, \dots, Nv_n, v_n$ 是 V 的基;

(2) $N^{m_1+1}v_1 = \dots = N^{m_n+1}v_n = 0$.

证明

□

(1) 中的向量组可以分为 n 个由 v_i ($i = 1, \dots, n$) 生成的 N -强循环子空间, 即

$$N^{m_i}v_i, \dots, Nv_i, v_i.$$

实际上, (1) 中的向量排列顺序以及 (2) 中的等于 0 的条件都是为了使得 N 在这组基下的表示矩阵为分块对角矩阵, 每一块的大小为 $(m_i + 1) \times (m_i + 1)$, 形如

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & & 0 \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ 0 & & & 0 \end{pmatrix}$$

即为若当块 $J_{m_i+1}(0)$.

我们更进一步, 将数量矩阵代回. 由于上述若当块是 $(\sigma - \lambda_i I)|_{G(\lambda_i, \sigma)}$ 的若当标准形, 是在 **定理 22.1** 中的基下的矩阵, 而我们知道, $\lambda_i I$ 在任意一组基下的矩阵都是对角线元素均为 λ_j 的对角矩阵, 因此我们可以得到以下结论:

定理 22.2

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 则 σ 在 **定理 22.1** 给出的基下的矩阵表示为分块对角矩阵, 且每个对角块都是 $(m_i + 1) \times (m_i + 1)$ ($i = 1, \dots, n$) 的矩阵, 且具有形式

$$\begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & 0 \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ 0 & & & \lambda_i \end{pmatrix}$$

而整体的分块对角矩阵即为若当形矩阵.

接下来我们需要描述矩阵的若当标准形. 实际上, 线性变换在某组基下有若当标准形与矩阵有相似标准形为若当标准形是等价的. 我们考虑 $P^{-1}AP = J$, 其中 P 为过渡矩阵, J 为 A 的若当标准形. 我们可以将 A 视为 $\sigma(\alpha) = A\alpha$ 在自然基下的矩阵, 于是 σ 在 **定理 22.1** 给出的基 (记为 B) 下的表示矩阵的求解方式就是 $\sigma(B) = (B)J$, 将 B 组成的矩

阵记作 P , 由 σ 的定义可知, $\sigma(B) = (B)J$ 等同于 $AP = PJ$, 即 $P^{-1}AP = J$, 故如果我们要求矩阵相似于其若当标准形的过渡矩阵, 问题转化为求解若当基然后排列成矩阵即可. 于是我们下面将要介绍如何将基和若当标准形具体地求出来.

22.2 若当标准形的求解

在上一小节的最后, 我们将求解若当标准形的目标转化为了求解若当基, 我们希望有更加算法化的方式去实现这一目标. 为此, 我们先引入一些记号. 我们记 $G_j(\lambda, \sigma) = \ker(\sigma - \lambda I)^j$, 根据核空间增长以及极小多项式的结论, 我们知道当 $i < j$ 时有 $G_i(\lambda, \sigma) \subseteq G_j(\lambda, \sigma)$, 并且当 $\sigma - \lambda I$ 的次数为极小多项式中该特征值对应因式的次数后, 核空间会停止增长.

我们可以优先考虑幂零线性变换 $N \in \mathcal{L}(V)$, 最后再考虑非幂零的情况应当给我们的算法加什么样的步骤. 我们的目标是求出一组基形如

$$N^{m_1}v_1, \dots, Nv_1, v_1, \dots, N^{m_n}v_n, \dots, Nv_n, v_n,$$

这里有两组未知量, 我们依次来说明如何求解. 在求解之前, 我们需要引入一个定理表明下述方法的合理性:

定理 22.3

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, 若 V 中向量 $v \in G_j(\lambda, \sigma) \setminus G_{j-1}(\lambda, \sigma)$, 则

1. 对任意的 $i < j$, 有 $(\sigma - \lambda I)^i v \in G_{j-i}(\lambda, \sigma) \setminus G_{j-i-1}(\lambda, \sigma)$;
2. $v, (\sigma - \lambda I)v, \dots, (\sigma - \lambda I)^{j-1}v$ 线性无关.

证明

□

这一定理对于下述算法中若当基的阶梯形排列的合理性是必要的, 接下来我们开始描述我们的算法. 需要说明的是, 这并非求解若当标准形的唯一算法, 但这是最契合定理 22.1 的一种算法, 通过这一算法我们能从较为本质的层面求解若当标准形.

1. 求解 m_1, \dots, m_n

我们首先确定幂次参数, 这一参数确定后若当形矩阵就确定了, 因为若当形矩阵中每个若当块的大小是 $(m_i + 1) \times (m_i + 1)$, $i = 1, \dots, n$.

(1) 我们假设 $m_1 \geq \dots \geq m_n$, 并在接下来的步骤中尝试将若当基重排成如图格式:

v_1	v_2	$G_{m_1+1}(0, \sigma) \backslash G_{m_1}(0, \sigma)$			
Nv_1	Nv_2	Nv_3	$G_{m_1}(0, \sigma) \backslash G_{m_1-1}(0, \sigma)$		
.....					
					$G_2(0, \sigma) \backslash G_1(0, \sigma)$
$N^{m_1}v_1$	$N^{m_2}v_2$				$N^{m_n}v_n$ $G_1(0, \sigma)$

即第一排将若当基中在 $G_1(0, \sigma)$ 的向量排列, 即在 N 作用一次后就等于 0 的向量; 第二排将所有若当基中在 $G_2(0, \sigma) \setminus G_1(0, \sigma)$ 的向量排列, 即在 N 作用一次后不等于 0 但作用两次等于 0 的向量, 以此类推. 由于假设 $m_1 \geq \cdots \geq m_n$, 这个图呈阶梯形.

- (2) 接下来要将上图填满, 首先要确定求解 $G_j(0, \sigma)$ 及其维数 (因为幂零线性变换特征值为 0) 直到 j 等于 N 极小多项式的次数 (即幂零指数, 或当 $G_j(0, \sigma) = V$ 时), 因为此后核空间不可能继续增加, 阶梯形也就不会再延伸. 在求出维数后阶梯形状也即确定, 因为各层向量个数确定了. 例如假设 11 维空间中的映射满足 $G_1(0, \sigma)$, $G_2(0, \sigma)$, $G_3(0, \sigma)$ 的维数分别为 5, 9, 11. 这说明从底至上向量个数依次为 5, $4(=9-5)$, $2(=11-9)$.
- (3) 基于上面的求解, 这时我们就可以确定若当块的阶数 m_i+1 ($i=1, \dots, n$), 因为这一阶梯中第 i 列的高度实际上就是 m_i+1 (因为每一列是 $v_i, Nv_i, \dots, N^{m_i}v_i$). 将这些若当块拼起来就得到了幂零线性变换的若当标准形.

2. 求解 v_1, \dots, v_n

本节内容按照以往的情况在考试中不要求, 但为了保证讲义的完整性, 我们将求若当基的方法也进行描述.

- (1) 我们在前述内容中求出了各个 $G_j(0, \sigma)$, 接下来我们需要利用这些向量将之前确定形状的阶梯内容填满. 我们首先将阶梯最上方的向量确定, 实际上就是利用求出的 $G_{m_1+1}(0, \sigma)$ (也就是 V) 和 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 求出二者之差. 似乎很简单, 但若仔细思索便会发现线性空间的差并不一定好求. 举一个简单的例子, 设 $G_{m_1+1}(0, \sigma) = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}$, $G_{m_1}(0, \sigma) = \{\beta_1, \beta_2\}$. 这其中出现的所有向量可能都完全不一样, 所以作差并不容易. 但我们有一种好方法, 如果我们每次从 $G_{m_1+1}(0, \sigma)$ 中挑选两个向量和 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 中的两个向量放在一起, 如果这四个向量线性无关, 这就说明这两个挑出的向量就是作差的结果. 原因在于这相当于 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 直和

这两个向量长成的空间后得到了 $G_{m_1+1}(0, \sigma)$. 如果四个向量线性相关, 这说明挑选的向量有在 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 中的.

- (2) 接下来继续计算第二行中的向量. 实际上算出第一行后第二行中部分向量就已经确定了, 例如图上的 Nv_1 和 Nv_2 . 我们这时用类似的方法求解 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 和 $G_{m_1-1}(0, \sigma)$ 的差, 如图只需要确定一个向量, 但这一个向量的确定除了要像 (a) 中一样每次从 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 中选择一个与 $G_{m_1-1}(0, \sigma)$ 的基一起判断线性相关性外, 还需要确保这个向量和已经求出的 Nv_1 和 Nv_2 是线性无关的, 因为它们构成 $G_{m_1}(0, \sigma)$ 的一组基.

总结一下, 处于 $G_j(0, \sigma) \setminus G_{j-1}(0, \sigma)$ 对应的行的需要补充的向量 v 应当满足如下三个条件:

- i. $v \in G_j(0, \sigma)$;
- ii. $v \notin G_{j-1}(0, \sigma)$ (通过加入 $G_{j-1}(0, \sigma)$ 的基保证线性无关判断);
- iii. v 与同一行中左边已求出的向量线性无关.

- (3) 最后, 我们将所有求出的基按照若当基原先的排列顺序重新组合即可. 如果求矩阵相似于若当标准形的过渡矩阵, 则按顺序按列摆放即可.

需要注意的是, 我们求解 $G_j(0, \sigma)$ 时实际上都是要用到矩阵形式进行高斯消元的, 所以虽然说是基于线性变换, 但过程中基本都是矩阵运算.

例 22.1

求矩阵

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 0 & -1 & 2 & -2 \\ -1 & 0 & 2 & 1 & -1 & -2 \\ 1 & 3 & 2 & 0 & 1 & -4 \\ 5 & 6 & -1 & -2 & 5 & -3 \\ 3 & 3 & -1 & -2 & 3 & -1 \\ 1 & 3 & 2 & 0 & 1 & -4 \end{pmatrix}$$

的若当标准形以及相应的过渡矩阵 (提示: 这一矩阵是幂零指数为 3 的幂零矩阵).

解

对于一般的非幂零线性变换, 我们需要首先利用第六章中求解特征多项式 $f(\lambda) = |\lambda I - A|$ 的零点的方法求出所有特征值, 然后求出各个不变子空间 (这一过程实际上也把将来要用的 $G_j(0, \sigma)$ 进行了求解), 然后求各个不变子空间上幂零线性变换 $(\sigma - \lambda_j)|_{G(\lambda_j, \sigma)}$ 的若当标准形, 即我们在 $G(\lambda_j, \sigma)$ 上执行上面所说的算法, 注意最后的若当块对角线上为对应

的特征值. 对于矩阵 A , 我们将其视为 $\sigma(\alpha) = A\alpha$ 在自然基下的矩阵, 然后利用线性变换的方式即可. 同样地, 虽然我们是对线性变换进行描述, 但是我们求核空间仍然需要基于矩阵, 所以我们需要在求出不变子空间后得到分块对角矩阵, 然后对各个块进行 $A_i - \lambda_j I$ 的操作化为幂零矩阵然后进行计算.

例 22.2

设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ -2 & -1 & -2 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$, 求 A 的若当标准形 J 和矩阵 P , 使得 $P^{-1}AP = J$.

解

22.3 若当标准形的另一求法

本节我们利用另一种方法得到若当标准形的另一种求解方式. 这一方式从算法上说更为简便, 结论也更为直白, 但定理的证明思路与《线性代数应该这样学》中给出的思路有较大差别. 如果感兴趣可以参考丘维声《高等代数》, 在这里我们不详细展开, 只阐述结论, 供有兴趣的读者了解. 如果考试中要求若当标准形, 如果老师采用教材的思路讲解, 建议使用之前的方法. 如果老师提到了这一角度, 那么应当也是可以使用的.

定理 22.4

设 V 是 n 维复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ 为其互异的特征值, 则主对角元为 λ_j 的若当块的个数 N_j 为

$$N(j) = n - r(\sigma - \lambda_j I)$$

其中 t 级若当块 $J_t(\lambda_j I)$ 的个数 $N_j(t)$ 为

$$N_j(t) = r(\sigma - \lambda_j I)^{t+1} + r(\sigma - \lambda_j I)^{t-1} - 2r(\sigma - \lambda_j I)^t$$

其中 t 应当小于等于极小多项式中因式 $\lambda - \lambda_j$ 的幂次, $j = 1, \dots, m$. 这个若当形矩阵 A 称为 σ 的若当标准形, 除去若当块的排列次序外, 其若当标准形唯一.

实际上对于 n 阶矩阵有类似的定理, 我们不再赘述. 当我们求解矩阵的若当标准形时, 如果我们要求解过渡矩阵, 也有简单的方法. 要求 P 使得 $P^{-1}AP = J$, 则有 $AP = PJ$. 假定 P 为 n 阶矩阵, 我们可以设 $P = (X_1, \dots, X_n)$, 剩下的任务就是解方程了. 因此这种方法非常简单, 缺陷在于绕开了若当基这一本质的问题.

例 22.3

利用上述方法求解矩阵

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 2 \\ 1 & 8 & 2 \\ -2 & -14 & -3 \end{pmatrix}$$

的若当标准形以及对应的过渡矩阵.

解

最后我们需要提到一点, 根据上面的叙述, 若当标准形在不考虑若当块的排列顺序的情况下是唯一的. 因此任一复数域上矩阵均有唯一的若当标准形 (相似标准形), 因此我们可以知道, 两矩阵相似的一个充要条件是两矩阵有相同的若当标准形 (不考虑若当块的排列顺序).

22.4 若当标准形的应用

在最后一节中我们主要讨论若当标准形的应用. 这里的应用主要针对于习题方面的应用. 在实际中, 如果是计算机专业的同学, 可能若当标准形的实用价值不大, 它常用在求解一阶微分方程组用于电路理论或者计算数学的部分话题.

在不变子空间一节中我们提到, 我们可以利用若当标准形求解不变子空间, 如下面的例子:

例 22.4

设 V 为 n 维复向量空间, $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, σ 在基 $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 下的矩阵是一个若当块, 证明:

1. V 中包含 ε_1 的不变子空间只有 V 自身;
2. V 中任意非零不变子空间都包含 ε_n ;
3. V 不能分解为两个非平凡的不变子空间的直和;
4. V 中有且仅有 $n+1$ 个不变子空间, 它们分别是

$$\{0\}, \text{span}(\varepsilon_n), \text{span}(\varepsilon_{n-1}, \varepsilon_n), \dots, \text{span}(\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{n-1}, \varepsilon_n)$$

解

- 1.
- 2.
- 3.
- 4.

因此我们如果能将线性变换在一组基下表示为若当块, 我们就可以很快地写出其不变子空间.

若当标准形的另一个应用在于我们可以利用它计算矩阵的幂, 因为若当块的幂的计算是简单的:

$$J_k(a)^n = (aE + J_k(0))^n = a^n E + C_n^1 a^{n-1} J_k(0) + \cdots + C_n^n J_k(0)^n$$

同时我们也知道 $J_k(0)^k = O$ (幂零矩阵), 所以利用若当标准形求解矩阵的幂是简单的.

例 22.5

设 $\sigma \in \mathcal{L}(V)$, v_1, \dots, v_n 为 σ 的若当基, 描述 σ^2 在这组基下的矩阵.

解

接下来我们讨论若当标准形应用于矩阵分解的情形. 我们首先讨论平方根分解, 这一点在之前有提及, 但此处我们希望从矩阵的角度讨论这一问题.

定理 22.5

在复数域上, 设 $a \neq 0$, 则 $J_n(a)$ 有平方根.

我们可以考虑 $J_n(\sqrt{a})^2$ 与 $J_n(a)$ 的关系来证明这一命题.

证明

□

注意, 这里的 $a \neq 0$ 是必须的, 因为我们不难证明如下定理:

定理 22.6

当 $n \geq 2$ 时, $J_n(0)$ 不存在平方根.

证明

□

接下来我们考虑之前已经证明的**定理 20.8** 2, 即可逆线性变换一定有平方根, 我们现在可以使用若当标准形的方式证明, 因为可逆线性变换特征值均不为 0, 因此每个若当块对角线上都不为 0, 均有平方根, 故而得证.

例 22.6

定义 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{C}^3)$ 为 $\sigma(z_1, z_2, z_3) = (z_2, z_3, 0)$. 证明不存在 $\tau \in \mathcal{L}(\mathbf{C}^3)$ 使得 $\tau^2 = \sigma$.

解

本题为 2020 年期末考试最后一题, 分值 25. 实际上只要想到幂零这一要点是很容易的, 但若没有思考到位则很容易走偏而失分. 教材 8.17 给出了两种常见的幂零线性变换, 一种是本题这一类型, 另一个是微分线性变换, 应当熟练掌握.

除此之外, 利用若当标准形, 我们还可以有以下分解:

例 22.7

已知 A 是复数域上的 n 阶方阵, 证明:

- 1. 存在可对角化的矩阵 B 和幂零矩阵 C , 使得 $A = B + C$, 且 $BC = CB$;
- 2. 存在复数域上的对称矩阵 B, C , 使得 $A = BC$, 并且可以指定 B, C 中任何一个为可逆矩阵.

证明

- 1.
 - 2.
-

接下来我们讨论若当标准形与极小多项式之间的关系. 实际上, 我们早在例 21.4 中求解了若当形矩阵的极小多项式. 我们来看一个例子进行应用:

例 22.8

设 A 为 n 阶方阵且极小多项式次数为 n , 则 A 的若当标准形中各个若当块的主对角线元素互不相同.

证明

□

从此例中我们可以产生一个直觉, 即极小多项式的次数等于特征多项式时每个特征值对应若当块只有一个, 若极小多项式某个特征值对应的因式次数下降, 那么将会使得若当块分为多个 (出现多个对角线上元素相同的若当块), 当次数下降到 1 时则均为一阶若当块 (一阶矩阵). 这样的叙述十分抽象, 因为《线性代数应该这样学》并没有选择讲解如何从这一角度求解若当标准形, 感兴趣的同学可以参考关于 λ -矩阵的行列式因子、不变因子、初等因子三因子理论, 从这一理论出发可以理解之前若当标准形的另一求法小节的结论.

当然, 我们仅基于直觉也可以得到一些常用的结论, 如下面的例子:

例 22.9

回答以下两个问题:

1. 设 $N \in \mathcal{L}(V)$ 幂零, 证明: N 的极小多项式是 z^{m+1} , 其中 m 是 N 的若当标准形中紧位于对角线上方的直线上连续出现的 1 的最大个数;
2. 设 $p, q \in \mathbf{C}[x]$ 是具有相同零点的首一多项式, q 是 p 的多项式倍, 证明: 存在 $\sigma \in \mathcal{L}(\mathbf{C}^{\deg q})$ 使得 σ 的特征多项式为 q 且极小多项式为 p .

证明

- 1.
- 2.

□

最后我们再来总结一个题型. 一些题目可能需要判断矩阵是否相似, 实际上我们有如下基本方法:

1. 定义法：找到 P 使得 $P^{-1}AP = B$ 即可，这一般是 A, B 没给出具体矩阵的做法，例如上面的性质证明；
2. 我们也可以先计算两者特征多项式是否相等（即特征值是否一致），若不一致则一定不相似，得到结论，若一致且均为实对称矩阵则相似，否则不一定相似（因为这是相似的必要条件）。对于这种特征值一致的情况，我们进行对角化，情况如下：
 - (1) 若两矩阵均可对角化，则两矩阵相似：因为特征多项式相等则特征值相等，均可对角化那么对角矩阵也完全一致，因此二者与同一个对角矩阵相似，根据相似这一等价关系的传递性可知两矩阵相似；
 - (2) 若一个矩阵可对角化，另一个矩阵不可对角化，则一定不相似；
 - (3) 若两个矩阵都不可对角化，不一定相似。需要两矩阵各个特征值的几何重数（即各个特征子空间维数）都一致才相似，否则不相似。这是因为只有几何重数一致才有相同的若当标准形。

例 22.10

设 $A, B \in \mathbf{M}_n(\mathbf{F})$ ，证明：若 A 可逆，则 $AB \sim BA$ 。

证明

□

例 22.11

设 $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$ ，判断 A 与 B 是否相似。

解

内容总结
习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

23.1 内积和范数

23.1.1 内积和范数的定义及性质

前面研究的所有空间都是线性空间，只注重于线性结构，忽视了向量的度量性质，如向量的长度、夹角等。但度量性质恰是在分析、几何问题中不可缺少的。故从此章起，我们引入度量的概念，将线性空间推广为内积空间。

内积的引入始于我们曾在高中研究过的 \mathbf{R}^2 与 \mathbf{R}^3 上的向量点积，范数则是始于向量的长度概念。内积即是点积性质的推广，本质上就是一个函数，它把 V 中元素的每个有序对 (u, v) 都映射成一个数 $\langle u, v \rangle \in \mathbf{F}$ ，并且具有以下性质：

1. 正定性： $\forall v \in V, \langle v, v \rangle \geq 0, \langle v, v \rangle = 0 \iff v = \mathbf{0}$ ；
2. 第一个位置的加性： $\forall u, v, w \in V, \langle u + v, w \rangle = \langle u, w \rangle + \langle v, w \rangle$ ；
3. 第一个位置的齐性： $\forall \lambda \in \mathbf{F}, \forall u, v \in V, \langle \lambda u, v \rangle = \lambda \langle u, v \rangle$ ；
4. 共轭对称性： $\forall u, v \in V, \langle u, v \rangle = \overline{\langle v, u \rangle}$ 。

每个实数都等于它的复共轭，所以在处理实向量空间时，共轭对称性实际上转变为对称性，即： $\forall u, v \in V, \langle u, v \rangle = \langle v, u \rangle$ 。

而由以上定义，我们可以快速得到以下性质：

1. 对于每个取定的 $u \in V$ ，将 v 变为 $\langle v, u \rangle$ 的函数是 V 到 \mathbf{F} 的线性映射。
2. $\forall u \in V, \langle \mathbf{0}, u \rangle = \langle u, \mathbf{0} \rangle = 0$ 。

$$3. \forall u, v, w \in V, \langle u, v+w \rangle = \langle u, v \rangle + \langle u, w \rangle.$$

$$4. \forall \lambda \in \mathbf{F}, \forall u, v \in V, \langle u, \lambda v \rangle = \bar{\lambda} \langle u, v \rangle.$$

其实从以上的定义与性质可以发现, 实内积空间上的内积与我们之后要提到的双线性函数有着密不可分的联系——实线性空间上的正定对称双线性函数实际上就是该空间上的一个内积, 在此先按下不表.

内积定义完成后, 便可由该内积确定一个相应的范数: 对于 $v \in V$, v 的**范数** (记作 $\|v\|$) 定义为 $\|v\| = \sqrt{\langle v, v \rangle}$. 并且具有以下性质:

$$1. \forall v \in V, \|v\| = 0 \iff v = \mathbf{0}.$$

$$2. \forall v \in V, \forall \lambda \in \mathbf{F}, \|\lambda v\| = |\lambda| \|v\|.$$

上述性质留给读者自证, 从中我们也能发现一个普遍原理: 处理范数的平方通常比直接处理范数更容易.

以下给出几个内积和范数的示例:

例 23.1

1. \mathbf{F}^n 上的欧几里得内积定义为:

$$\langle (w_1, \dots, w_n), (z_1, \dots, z_n) \rangle = w_1 \bar{z}_1 + \dots + w_n \bar{z}_n = \mathbf{w} \bar{\mathbf{z}}^T$$

对应范数:

$$\|(z_1, \dots, z_n)\| = \sqrt{|z_1|^2 + \dots + |z_n|^2}$$

2. 定义在 $[-1, 1]$ 上的连续实值函数构成的向量空间可定义内积如下:

$$\langle f, g \rangle = \int_{-1}^1 f(x)g(x) \, dx$$

对应范数:

$$\|f\| = \sqrt{\int_{-1}^1 (f(x))^2 \, dx}$$

23.1.2 正交的定义 基于正交的性质

以下给出一个关键定义:

定义 23.1

两个向量 $u, v \in V$ 称为**正交的**, 如果 $\langle u, v \rangle = 0$.

该定义中向量的次序是无关紧要的, 因为 $\langle u, v \rangle = 0 \iff \langle v, u \rangle = 0$.

那么正交的定义关键在何处呢? 以下给出 \mathbf{R}^n 空间上夹角的定义以供理解 (证明良定义需要用到 Cauchy-Schwarz 不等式):

定义 23.2

设 $u, v \in \mathbf{R}^n$, 则 u, v 的夹角 θ 为 $\theta = \arccos \frac{\langle u, v \rangle}{\|u\| \|v\|}$.

那么我们可以发现, 当两向量正交时, 它们的夹角就是 $\frac{\pi}{2}$, 也就是我们在几何中常说的垂直, 它能够将我们导向一些重要的定理.

让我们从一些简单的结果开始研究正交性, 比如正交性与 $\mathbf{0}$ 的关系:

1. $\mathbf{0}$ 正交与 V 中的任意向量.
2. $\mathbf{0}$ 是 V 中唯一一个与自身正交的向量.

然后是熟悉的勾股定理在内积空间上的推广:

定理 23.1

设 u, v 是 V 中的正交向量, 则 $\|u + v\|^2 = \|u\|^2 + \|v\|^2$.

注意勾股定理的逆定理仅在实内积空间上成立.

借助于正交的性质, 我们能够简化很多与内积相关的计算, 进而会很自然的思考这样一个问题: 一个向量能否分解两个互相正交的向量?

从而便引进了正交分解:

定理 23.2

设 $u, v \in V$ 且 $v \neq \mathbf{0}$. 令 $c = \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2}$, $w = u - \frac{\langle u, v \rangle}{\|v\|^2} v$. 则 $\langle w, v \rangle = 0$ 且 $u = cv + w$.

而通过正交分解, 我们可以证明一个数学中最重要的不等式 (之一): **Cauchy-Schwarz 不等式**.

定理 23.3 Cauchy-Schwarz 不等式

设 $u, v \in V$. 则 $|\langle u, v \rangle| \leq \|u\| \|v\|$. 等号成立当且仅当 u, v 之一是另一个的标量倍.

也可以通过引入参数, 利用二次三项式的判别式证明.

借助 Cauchy-Schwarz 不等式, 我们可以得到三角不等式:

定理 23.4

设 $u, v \in V$. 则 $\|u + v\| \leq \|u\| + \|v\|$. 等号成立当且仅当 u, v 之一是另一个的非负标量倍.

其几何解释就是俗称的三角形两边之和小于第三边.

另一个与几何相关的结论就是平行四边形恒等式:

定理 23.5

设 $u, v \in V$. 则 $\|u + v\|^2 + \|u - v\|^2 = 2(\|u\|^2 + \|v\|^2)$.

其几何解释为任意的平行四边形两对角线的长度的平方和等于四边长度的平方和.

以下为另外几个与内积有关的恒等式, 我们会在证明正规算子和自伴算子的性质时运用到它们:

例 23.2

证明下列式子成立:

1. $\mathbf{F} = \mathbf{R}$ 时:

$$\langle u, v \rangle = \frac{1}{4} (\|u + v\|^2 - \|u - v\|^2) \quad (23.1)$$

$$\langle Tu, v \rangle + \langle Tv, u \rangle = \frac{1}{2} (\langle T(u + v), u + v \rangle - \langle T(u - v), u - v \rangle) \quad (23.2)$$

2. $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 时:

$$\langle u, v \rangle = \frac{1}{4} ((\|u + v\|^2 - \|u - v\|^2) + i(\|u + iv\|^2 - \|u - iv\|^2)) \quad (23.3)$$

$$\begin{aligned} \langle Tu, v \rangle = & \frac{1}{4} ((\langle T(u + v), u + v \rangle - \langle T(u - v), u - v \rangle) \\ & + i(\langle T(u + iv), u + iv \rangle - \langle T(u - iv), u - iv \rangle)). \end{aligned} \quad (23.4)$$

23.2 标准正交基

这一节我们将沿着正交的路径接着往下走，看看如果整个向量组乃至一组基都是单位化的且互相正交的话，会有怎样的性质。我们也会讲解如何获取这样一组基的算法，并介绍 Riesz 表示定理，其揭示了线性泛函和内积的深刻联系。

定义 23.3

如果一个向量组的每个向量范数都是 1 且与其他向量正交则称这个向量组是**标准正交**（规范正交）的。

在本书的剩余部分中我们都称此性质为标准正交。

由以上定义，我们得出： V 上的向量组 e_1, \dots, e_n 是标准正交的，如果

$$\langle e_j, e_k \rangle = \delta_{jk} = \begin{cases} 1 & j = k \\ 0 & j \neq k \end{cases}$$

标准正交组的优势在于处理其线性组合的范数很方便。

定理 23.6

若 e_1, \dots, e_m 是 V 中的标准正交向量组，则对 $\forall a_1, \dots, a_m \in \mathbf{F}$ 均有

$$\|a_1 e_1 + \dots + a_m e_m\|^2 = |a_1|^2 + \dots + |a_m|^2.$$

反复使用勾股定理即可证明。该定理也有一个重要推论：

定理 23.7

任何标准正交向量组都是线性无关的。

令其线性组合为 $\mathbf{0}$ 即证。

例 23.3

设 e_1, \dots, e_m 是 V 的标准正交组。设 $v \in V$ 。证明

$$\|v\|^2 = |\langle v, e_1 \rangle|^2 + \dots + |\langle v, e_m \rangle|^2$$

当且仅当 $v \in \text{span}(e_1, \dots, e_m)$ 。

既然标准正交组都是线性无关的, 很自然我们会想到在线性空间中最有用的线性无关组: 基. 也就有了标准正交基的定义.

定义 23.4

V 的标准正交基是 V 中的标准正交向量组构成的基.

而由向量组确定为基的等价条件, 易知长度为 $\dim V$ 的标准正交向量组都是 V 的标准正交基.

标准正交基的优势就在于表出向量的表出系数可以提前确定.

定理 23.8

设 e_1, \dots, e_n 是 V 标准正交基且 $v \in V$. 则

$$v = \langle v, e_1 \rangle e_1 + \dots + \langle v, e_n \rangle e_n \quad (23.5)$$

且

$$\|v\|^2 = |\langle v, e_1 \rangle|^2 + \dots + |\langle v, e_m \rangle|^2.$$

此为例 23.3 的特例. 式 23.5 也被称为 v 的 Fourier 展开, 其中每个系数 $\langle v, e_j \rangle$ 被称为 v 的 Fourier 系数.

标准正交基的性质十分美妙, 但我们取出一组基使得其恰好是标准正交基是十分困难的, 所幸前人已经研究出了一套算法, 可以将所有线性无关组转变为标准正交组, 且张成空间相同.

定理 23.9 Gram-Schmidt 过程

设 v_1, \dots, v_n 是 V 中的线性无关向量组. 设 $e_1 = \frac{v_1}{\|v_1\|}$. 对于 $j = 2, \dots, m$, 定义 e_j 如下:

$$e_j = \frac{v_j - \langle v_j, e_1 \rangle e_1 - \dots - \langle v_j, e_{j-1} \rangle e_{j-1}}{\|v_j - \langle v_j, e_1 \rangle e_1 - \dots - \langle v_j, e_{j-1} \rangle e_{j-1}\|}$$

则 e_1, \dots, e_m 是 V 中的标准正交组, 使得对 $j = 1, \dots, m$ 有

$$\text{span}(v_1, \dots, v_j) = \text{span}(e_1, \dots, e_j)$$

证明前半部分使用归纳法, 后半部分证明两向量组等价即可.

让我们简单运用一下 Gram-Schmidt 过程.

例 23.4

求 $\mathbf{R}[x]_2$ 的一组标准正交基, 内积定义为 $\langle p, q \rangle = \int_{-1}^1 p(x)q(x) dx$.

不难发现, Gram-Schmidt 过程实际上可以分成两部分:

1. 正交化: 定义 $u_1 = v_1$, $u_j = v_j - \langle v_j, e_1 \rangle e_1 - \cdots - \langle v_j, e_{j-1} \rangle e_{j-1}$, $j = 2, \dots, m$, 此时 u_1, \dots, u_m 已经互相正交.
2. 单位化: $e_j = \frac{u_j}{\|u_j\|}$, $j = 1, \dots, m$, 从而有 $\|e_j\| = 1$, $j = 1, \dots, m$

Gram-Schmidt 过程可以说是线性代数计算较为困难的方面之一, 也是应试经常考察的方面, 需要多加注意.

借助 Gram-Schmidt 过程, 显然我们可以得到以下结论:

1. 每个有限维内积空间都有标准正交基;
2. 设 V 是有限的. 则 V 中每个标准正交向量组都可以扩充成 V 的标准正交基.

也可以得到这样一个定理.

定理 23.10 Schur 定理

设 V 是有限维的复内积空间, 且 $T \in \mathcal{L}(V)$, 则 T 关于 V 的某个标准正交基具有上三角矩阵.

证明并不复杂, 只需要结合 [定理 20.1](#) 和 Gram-Schmidt 过程即可. 虽然十分浅显, 但它迈出了我们在内积空间上算子简化表示的第一步, 在更进一步的结论中我们会运用到它.

在此我们先打住, 回忆一下内积的定义, 其本质上就是一个函数, 它把 V 中元素的每个有序对 (u, v) 都映射成一个数 $\langle u, v \rangle \in \mathbf{F}$, 而我们也熟悉一类把 V 中元素映射成一个数的函数, 即所谓的线性泛函. 那么这两者之间是否存在着某种联系? 我们先借助几个例子观察一下.

例 23.5

1. 定义如下的函数 $\varphi: \mathbf{F}^3 \rightarrow \mathbf{F}$

$$\varphi(z_1, z_2, z_3) = 2z_1 - 5z_2 + z_3$$

是 \mathbf{F}^3 上的线性泛函. 我们可以将其写成以下形式: $\forall z \in \mathbf{F}^3$,

$$\varphi(z) = \langle z, u \rangle$$

其中 $u = (2, -5, 1)$.

2. 定义如下的函数 $\varphi: \mathbf{R}[x]_2 \rightarrow \mathbf{R}$

$$\varphi(p) = \int_{-1}^1 p(t)(\cos(\pi t)) dt$$

是 $\mathbf{R}[x]_2$ 上的线性泛函, 此处的内积为 [例 23.1 2](#) 中定义的. 但以下的事实并不那么显然: $\exists u \in \mathbf{R}[x]_2$, 使得 $\forall p \in \mathbf{R}[x]_2$ 均有 $\varphi(p) = \langle p, u \rangle$.

可以发现, 若是固定内积的第二个位置上的向量, 内积就等同于一个线性泛函. 即对于确定的 $u \in V$, $\varphi(v) = \langle v, u \rangle$ 就是一个线性泛函. 下面的定理揭示了这两者的关系, 其指出 V 上所有的线性泛函都是这种形式:

定理 23.11 Riesz 表示定理

设 V 是有限维的且 φ 是 V 上的线性泛函, 则存在唯一的向量 $u \in V$ 使得对 $\forall v \in V$ 均有 $\varphi(v) = \langle v, u \rangle$.

证明

存在性: 设 e_1, \dots, e_n 是 V 上的一组标准正交基, 则对 $\forall v \in V$ 均有

$$\begin{aligned} \varphi(v) &= \varphi(\langle v, e_1 \rangle e_1 + \dots + \langle v, e_n \rangle e_n) \\ &= \langle v, e_1 \rangle \varphi(e_1) + \dots + \langle v, e_n \rangle \varphi(e_n) \\ &= \langle v, \overline{\varphi(e_1)} e_1 + \dots + \overline{\varphi(e_n)} e_n \rangle \end{aligned}$$

故取

$$u = \overline{\varphi(e_1)} e_1 + \dots + \overline{\varphi(e_n)} e_n,$$

对 $\forall v \in V$ 都有 $\varphi(v) = \langle v, u \rangle$.

唯一性: 设 $u_1, u_2 \in V$ 使得对 $\forall v \in V$ 均有

$$\varphi(v) = \langle v, u_1 \rangle = \langle v, u_2 \rangle.$$

则对 $\forall v \in V$ 均有

$$0 = \langle v, u_1 \rangle - \langle v, u_2 \rangle = \langle v, u_1 - u_2 \rangle$$

取 $v = u_1 - u_2$ 可得 $u_1 - u_2 = 0$, 即 $u_1 = u_2$, 唯一性得证. \square

Riesz 表示定理不仅证明了内积和线性泛函的联系, 也给出了求解向量 u 的公式使其满足 $\forall v \in V$, 使得 $\varphi(v) = \langle v, u \rangle$. 具体来说, 就是

$$u = \overline{\varphi(e_1)}e_1 + \cdots + \overline{\varphi(e_n)}e_n,$$

而根据 Riesz 表示定理, 我们知道 u 只依赖于线性泛函 φ , 所以选取任意一组 V 上的标准正交基都会计算出相同的结果.

按以往的经验, 该节的内容常在考试中作为大题单独考察.

例 23.6

定义在 $V = \mathbf{R}^3$ 上的运算

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle_V = x_1y_1 + x_2y_2 + (x_2 + x_3)(y_2 + y_3)$$

其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3)$.

1. 验证 $\langle \cdot, \cdot \rangle_V$ 是 \mathbf{R}^3 上的一个内积;
2. 求 \mathbf{R}^3 在 $\langle \cdot, \cdot \rangle_V$ 下的一组标准正交基;
3. 求 $\beta \in V$ 使得 $\forall \mathbf{x} \in V$, $x_1 + 2x_2 = \langle \mathbf{x}, \beta \rangle_V$.

23.3 正交补

本节的内容更偏向于几何方向, 将带领大家了解空间的正交补, 以及一种特殊的映射: 正交投影. 并介绍一下极小化问题及一点应用.

23.3.1 正交补 正交投影

定义 23.5

设 U 是 V 的子集, 则 U 的**正交补** (记作 U^\perp) 是由 V 中与 U 的每个向量都正交的那些向量组成的集合:

$$U^\perp = \{v \in V \mid \forall u \in U, \langle v, u \rangle = 0\}$$

例如, 若 U 是 \mathbf{R}^3 中的直线, 则 U^\perp 是垂直于 U 且包含原点的平面. 若 U 是 \mathbf{R}^3 中的平面, 则 U^\perp 是垂直于 U 且包含原点的直线.

正交补具有如下的基本性质：

1. 若 U 是 V 的子集（注意使用的是子集），则 U^\perp 是 V 的子空间.
2. $\{\mathbf{0}\}^\perp = V$.
3. $V^\perp = \{\mathbf{0}\}$.
4. 若 U 是 V 的子集，则 $U \cap U^\perp \subset \{\mathbf{0}\}$.
5. 若 U 和 W 均为 V 的子集且 $U \subset W$ ，则 $W^\perp \subset U^\perp$.

那么根据之前的几何示例，我们不难猜测，如果 U 上升成为了一个子空间，那么就可以诱导一个自然的直和分解.

定理 23.12

设 U 是 V 的有限维子空间，则 $V = U \oplus U^\perp$.

由该直和分解，我们可以推出两个结论：

1. 若 V 是有限维的且 U 是 V 的子空间，则 $\dim U^\perp = \dim V - \dim U$
2. 设 U 是 V 的有限维子空间，则 $U = (U^\perp)^\perp$

第二条的证明还是具有一定技巧性的，希望读者仔细品味.

除去这两个结论，该直和分解为我们定义正交投影奠定了基础：

定义 23.6

设 U 是 V 的有限维子空间. 定义 V 到 U 上的**正交投影** 为如下算子 $P_U \in \mathcal{L}(V)$ ：对 $v \in V$ 将其写成 $v = u + w$ ，其中 $u \in U$ 且 $w \in U^\perp$ ，则 $P_U v = u$.

正交投影的性质相当之多，不过大部分是成对刻画以及简单的推理，在此仅作罗列不加证明：

设 U 是 V 的有限维子空间且 $v \in V$. 则

1. $P_U \in \mathcal{L}(V)$;
2. 对 $\forall u \in U$ 均有 $P_U u = u$;
3. 对 $\forall w \in U^\perp$ 均有 $P_U w = \mathbf{0}$;

4. $\text{im } P_U = U$;
5. $\ker P_U = U^\perp$;
6. $v - P_U v \in U^\perp$;
7. $P_U^2 = P_U$;
8. $\|P_U v\| \leq \|v\|$;
9. 对 U 的每个规范正交基 e_1, \dots, e_m 均有 $P_U v = \langle v, e_1 \rangle e_1 + \dots + \langle v, e_m \rangle e_m$.

其中由 7 我们知道正交投影存在一种矩阵表示是幂等的, 且进一步可以证明在实空间上则是对称幂等的, 这一性质在卡方分布中有着运用, 此处仅仅介绍一下.

例 23.7

设 U 是实内积空间 V 的一个有限维子空间. 证明: 正交投影 P_U 具有以下性质:

$$\langle P_U u, v \rangle = \langle u, P_U v \rangle, \quad \forall u, v \in V$$

这个例子的意义可能你暂时还没法理解, 但等你学习完正规算子与自伴算子后, 再结合这个例子, 你会发现实内积空间上的正交投影存在一种对称幂等的矩阵表示形式是显然的.

23.3.2 极小化问题

我们常会遇到这样的一种问题: 给定 V 的子空间 U 和点 $v \in V$, 求点 $u \in U$ 使得 $\|v - u\|$ 最小. 下面的定理表明, 取 $u = P_U v$ 即可解决此极小化问题.

定理 23.13

设 U 是 V 的有限维子空间, $v \in V$ 且 $u \in U$. 则

$$\|v - P_U v\| \leq \|v - u\|.$$

等号成立当且仅当 $u = P_U v$.

* 极小化问题的应用: 最小二乘解

在许多实际问题中我们需要研究一个变量 y 和其他一些变量 x_1, \dots, x_n 之间的依赖关系. 经过实际观测和分析, 假定 y 与 x_1, \dots, x_n 之间呈线性关系, 即

$$y = k_1 x_1 + \dots + k_n x_n,$$

其中系数 k_1, \dots, k_n 是未知的, 为确定它们, 需要观测数据 m 次, 即测得 m 组数:

$$\begin{array}{ccccc} y & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ \hline b_1 & a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_m & a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{array}$$

如果观测是绝对精准的, 那么只需要测量 $m = n$ 次, 通过线性方程组即可解得 k_1, \dots, k_n . 但是任何观测都会有误差, 这样就会需要更多的观测次数, 即 $m > n$, 得到如下的线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}k_1 + \cdots + a_{1n}k_n = b_1, \\ a_{21}k_1 + \cdots + a_{2n}k_n = b_2, \\ \vdots \\ a_{m1}k_1 + \cdots + a_{mn}k_n = b_m. \end{cases}$$

中, 方程个数 m 大于未知数个数 n , 该线性方程组可能无解. 于是我们的目标转为寻找一组数 c_1, \dots, c_n , 使得

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^m (a_{i1}c_1 + \cdots + a_{in}c_n - b_i)^2 \\ & \leq \sum_{i=1}^m (a_{i1}k_1 + \cdots + a_{in}k_n - b_i)^2, \quad \forall k_1, \dots, k_n \in \mathbf{R} \end{aligned}$$

此时我们把 $(c_1, \dots, c_n)^T$ 称为该线性方程组的最小二乘解.

鉴于上式两侧平方和的形式类似于欧几里得空间 \mathbf{R}^m 下范数的平方, 该问题可被转化为一个极小化问题. 该向量的第 i 个分量为

$$a_{i1}c_1 + \cdots + a_{in}c_n - b_i, \quad i = 1, \dots, m$$

将线性方程组的系数矩阵记为 \mathbf{A} , 其列向量组记为 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, 行向量组记为 $\gamma_1, \dots, \gamma_m$. 令

$$\mathbf{x} = (k_1, \dots, k_n)^T, \quad \boldsymbol{\beta} = (b_1, \dots, b_m)^T, \quad \boldsymbol{\alpha} = (c_1, \dots, c_n)^T$$

将分量形式合写为

$$\begin{pmatrix} \gamma_1 \boldsymbol{\alpha} - b_1 \\ \gamma_2 \boldsymbol{\alpha} - b_2 \\ \vdots \\ \gamma_m \boldsymbol{\alpha} - b_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_1 \boldsymbol{\alpha} \\ \gamma_2 \boldsymbol{\alpha} \\ \vdots \\ \gamma_m \boldsymbol{\alpha} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix} = \mathbf{A} \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}$$

设 $U = \text{span}(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$, 易知 $\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} \in U$, $\mathbf{A}\mathbf{x} \in U$, $\forall k_1, \dots, k_n \in \mathbf{R}$

从而条件转化为

$$\begin{aligned}
 & \|\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\beta}\|^2 \leq \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \boldsymbol{\beta}\|^2, \quad \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n \\
 \iff & P_U \boldsymbol{\beta} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} \\
 \iff & \boldsymbol{\beta} - \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} \in U^\perp \\
 \iff & \langle \boldsymbol{\beta} - \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\alpha}_j \rangle = 0, \quad j = 1, \dots, n \\
 \iff & \boldsymbol{\alpha}_j^\top (\boldsymbol{\beta} - \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}) = 0, \quad j = 1, \dots, n \\
 \iff & \mathbf{A}^\top (\boldsymbol{\beta} - \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}) = \mathbf{0} \\
 \iff & \mathbf{A}^\top \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}
 \end{aligned}$$

由于

$$\begin{aligned}
 r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A}, \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}) &= r(\mathbf{A}^\top (\mathbf{A}, \boldsymbol{\beta})) \leq r(\mathbf{A}^\top) = r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A}) \\
 r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A}, \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}) &\geq r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})
 \end{aligned}$$

因此 $r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A}, \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}) = r(\mathbf{A}^\top \mathbf{A})$, 由我们很久之前学习的关于非齐次线性方程组有解的条件, 可以得出 $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}$ 一定有解. 故求线性方程组 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \boldsymbol{\beta}$ 的最小二乘解转化为求线性方程组 $\mathbf{A}^\top \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\beta}$ 的解.

内容总结

本章是内积空间的基础, 首先通过点积引入内积这一最基本的概念, 然后相应地定义了范数. 然后沿着正交的路径拾级而上, 从正交的定义、性质, 到标准正交的向量组, 标准正交基, 最后到了正交的子空间: 正交补. 此外, 在标准正交基部分中我们顺着前人的思路, 成功掌握了求标准正交基的方法, 即 Gram-Schmidt 过程, 也通过 Riesz 表示定理寻找到了内积的凭依: 它就是我们曾学习过的线性泛函, 只不过换了一种形式. 另外还有一些可能并非应试重点考察但我希望你了解一下的内容, 它们往往与之后的章节或是其他的课程有着一些现阶段不容易想见的联系, 如极小化的应用等. 但这正是数学的美妙之处, 不是吗?

习题

A 组

1.

B 组

1. 设 (e_1, \dots, e_m) 是复内积空间 V 的一个标准正交组, 证明: $\forall v \in V$, 均有

$$\sum_{j=1}^m |\langle v, e_j \rangle|^2 \leq \|v\|^2,$$

等号成立当且仅当 $v = \sum_{j=1}^m \langle v, e_j \rangle e_j$. 这个不等式被称为 Bessel 不等式.

C 组

- 1.

24.1 自伴算子和正规算子

由前面一章，我们成功的给线性空间加上了度量，使其升格成了内积空间，认识了一些新朋友（投影映射），或是更了解了一些老朋友（线性泛函）。但之前学的那些线性映射似乎还没搭上边，那么本章我们就要研究一下它们与内积有关的性质。

24.1.1 伴随

定义 24.1 伴随

设 $T \in \mathcal{L}(V, W)$, T 的**伴随** $T^* : W \rightarrow V$ 满足如下条件: $\forall v \in V, w \in W, \langle Tv, w \rangle = \langle v, T^*w \rangle$

这样的东西定义出来，在本书的视角下一般先考虑以下问题：是个映射吗？良定义吗？线性吗？好消息是，对伴随而言，这三个问题都是肯定的。这里就良定义做个解释，线性的验证留给读者。

我们考虑如下的线性泛函 $\varphi : V \rightarrow F$, $\varphi(v) = \langle Tv, w \rangle$, 那么利用一下刚学到的 **Riesz 表示定理**, 存在唯一的 $u \in W$, 使得 $\varphi(v) = \langle v, u \rangle$, 再结合一下伴随的定义, 只需要定义 $T^*w = u$ 即可。

讲完了定义就轮到了性质，伴随有如下的运算性质。

1. $\forall S, T \in \mathcal{L}(V, W), (S + T)^* = S^* + T^*$;
2. $\forall \lambda \in \mathbf{F}, T \in \mathcal{L}(V, W), (\lambda T)^* = \bar{\lambda}T^*$;

3. $\forall T \in \mathcal{L}(V, W), (T^*)^* = T$;
4. 对 V 上的恒等算子 I 有 $I^* = I$;
5. $\forall T \in \mathcal{L}(V, W), S \in \mathcal{L}(W, U), (ST)^* = T^*S^*$.

接着再研究一下它的核空间和像空间.

设 $T \in \mathcal{L}(V, W)$. 则

1. $\ker T^* = (\operatorname{im} T)^\perp$;
2. $\operatorname{im} T^* = (\ker T)^\perp$;
3. $\ker T = (\operatorname{im} T^*)^\perp$;
4. $\operatorname{im} T = (\ker T^*)^\perp$.

以上性质均不难证明, 大家可以自己试试, 顺带回顾一下内积的运算方法和证明线性空间相等的方法.

而关于特征值、不变子空间等等的性质, 就先简单看两道例题, 有一个最基本的了解.

例 24.1

设 $T \in \mathcal{L}(V)$, $\lambda \in \mathbf{F}$. 证明: λ 是 T 的特征值当且仅当 $\bar{\lambda}$ 是 T^* 的特征值.

例 24.2

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 且 U 是 V 的子空间. 证明: U 在 T 下不变当且仅当 U^\perp 在 T^* 下不变.

映射本身研究的差不多了, 我们就该看看对应的矩阵有些什么性质了. 不过在此之前, 我们要讨论一种新的对矩阵的操作.

定义 24.2 共轭转置

$m \times n$ 矩阵的**共轭转置**是先互换行和列, 然后对每个元素取复共轭得到的 $n \times m$ 矩阵.

即矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 则 A 的共轭转置阵 $\bar{A}^T = (\bar{a}_{ji})_{n \times m}$

有了这重铺垫, 我们就可以好好讨论一下伴随映射对应的矩阵了.

确定一个映射的矩阵都是要取定基的, 而在内积空间上, 我们取基的时候更喜欢用标准正交基, 所以注意, 下面这个定理只对标准正交基成立.

定理 24.1

设 $T \in \mathcal{L}(V, W)$, e_1, \dots, e_n 是 V 的一组标准正交基, f_1, \dots, f_m 是 W 的一组标准正交基, 有 $T(e_1, \dots, e_n) = (f_1, \dots, f_m)A$, $A = (a_{ij})_{m \times n}$, $T^*(f_1, \dots, f_m) = (e_1, \dots, e_n)B$, $B = (b_{ij})_{n \times m}$, 则 B 是 A 的共轭转置.

证明

首先确定矩阵 A 的元素. 因为 f_1, \dots, f_m 是 W 的一组标准正交基, 所以有

$$Te_j = \langle Te_j, f_1 \rangle f_1 + \dots + \langle Te_j, f_m \rangle f_m, \quad \forall j = 1, \dots, n$$

也就是说, $a_{ij} = \langle Te_j, f_i \rangle$. 那么同理, 对于矩阵 B 而言, $b_{ij} = \langle T^* f_j, e_i \rangle$. 所以有

$$a_{ij} = \langle Te_j, f_i \rangle = \langle e_j, T^* f_i \rangle = \overline{\langle T^* f_i, e_j \rangle} = \overline{b_{ji}}$$

所以, 矩阵 B 是 A 的共轭转置. □

对于一般线性映射的伴随就介绍上面的这些了. 接下来还是看些限制更多、性质更好的线性映射, 比如算子.

24.1.2 自伴算子

限制成算子的话, 原本的算子与其伴随就被限制在同一块内积空间上了. 很自然的, 我们就会开始思考一件事情, 如果一个算子和它的伴随相等, 那么会发生什么?

定义 24.3 自伴算子

若算子 $T \in \mathcal{L}(V)$ 满足 $T = T^*$, 则其被称为**自伴算子**.

写成内积的语言就是 $\forall v, w \in V, \langle Tv, w \rangle = \langle v, Tw \rangle$.

容易验证自伴算子对加法和数乘都是封闭的. 而根据上面对伴随的阐述, 我们可以做一个类比: 伴随在 $\mathcal{L}(V)$ 上的作用如同复共轭在 \mathbf{C} 上的作用. 所以自伴算子可以类比为实数. 关于这方面的类比在实内积空间上的算子一章会进行更深入的阐述.

那么, 自伴算子有这么好的定义, 自然也少不了几条优美的性质.

定理 24.2

自伴算子的特征值都是实数.

证明只需要结合特征值和自伴算子的定义就行了. 这条性质的几何意义就是自伴算子对特征向量方向上的向量仅仅是拉伸的作用, 而不产生旋转或对称的作用.

以下的两条定理建立在复数域上, 也是对复内积空间的结构进行一个初步的了解, 以及加深一下算子和数的类比.

定理 24.3

设 V 是复内积空间, $T \in \mathcal{L}(V)$. 若 $\forall v \in V, \langle Tv, v \rangle = 0$, 则 $T = 0$.

证明利用的正是之前的式 23.4.

定理 24.4

设 V 是复内积空间, $T \in \mathcal{L}(V)$. 则 T 是自伴的当且仅当 $\forall v \in V, \langle Tv, v \rangle \in \mathbf{R}$

证明利用的则是实数减去其共轭等于 0 推出的一系列等价变形. 这一定理也进一步地显示出自伴算子与实数的相似性.

下面这个定理是定理 24.3 的一般情况.

定理 24.5

若 T 是 V 上的自伴算子, $\forall v \in V, \langle Tv, v \rangle = 0$, 则 $T = 0$.

复内积空间上已经处理过了, 实内积空间上利用式 23.2 与内积的对称性即可证明. 事实上, 在实内积空间上能做到 $\forall v \in V, \langle Tv, v \rangle = 0$ 的算子绝大部分都是非自伴的, 下面这道例题给出了其满足的性质.

例 24.3

设 V 是实内积空间, $T \in \mathcal{L}(V)$, $\forall v \in V, \langle Tv, v \rangle = 0$. 证明: $T^* = -T$.

满足这样性质的算子在实内积空间上叫做反对称算子, 如果我们故意将虚轴定义错误 (即将 0 包括进去) 的话, 反对称算子就可以类比为“虚轴”上的数. 自伴算子和反对称算子的交集是 0 算子, 就如同实轴与“虚轴”的交点是原点.

24.1.3 正规算子

自伴算子的讨论就先阐述这么多. 之前将算子和数进行了类比, 着重关注了他们相似的地方, 现在来看看它们的不同之处, 而最大的不同应该就是算子对乘法并没有交换律. 所

以, 如果一个算子与其伴随的乘法是可交换的, 它又会有些什么特殊之处呢?

定义 24.4 正规算子

若算子 $T \in \mathcal{L}(V)$ 满足 $TT^* = T^*T$, 则其被称为**正规算子**.

很显然, 自伴算子其实也是正规算子.

和自伴算子一样, 我们来简单研究一下正规算子的性质. 首先是正规算子的一个等价条件.

定理 24.6

算子 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是正规的当且仅当 $\forall v \in V, \|Tv\| = \|T^*v\|$.

这也表明, 对于任意一个正规算子 T , 其核空间和其伴随映射的核空间相等.

接下来的两条性质则是着重关注正规算子的特征向量.

定理 24.7

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是正规的, 且 $v \in V$ 是 T 相应于特征值 λ 的特征向量, 则 v 也是 T^* 相应于特征值 $\bar{\lambda}$ 的特征向量.

这是例 24.1 在正规算子条件下的加强, 它不仅反映了算子与其伴随的特征值在数值上的关系, 也反映出了特征空间的关系. 从这里出发, 你可以先思考一下正规算子的不变子空间是怎样的, 如果有困难的话不妨结合一下例 24.2.

在学特征值时我们就学过, 同一映射的属于不同特征值的特征向量是线性无关的. 在正规算子条件下, 这一结论也得到了加强, 从原先的线性无关变为互相正交.

定理 24.8

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是正规的, 则 T 的相应于不同特征值的特征向量是正交的.

证明

设 α, β , 是 T 的不同特征值, u, v 分别是相应的特征向量, 则 $Tu = \alpha u$, $Tv = \beta v$.

由定理 24.7 有 $T^*v = \bar{\beta}v$. 从而

$$\begin{aligned}(\alpha - \beta)\langle u, v \rangle &= \langle \alpha u, v \rangle - \langle u, \bar{\beta}v \rangle \\&= \langle Tu, v \rangle - \langle u, T^*v \rangle \\&= 0.\end{aligned}$$

而 $\alpha \neq \beta$, 所以 $\langle u, v \rangle = 0$, 即 u, v 正交. □

这个定理很有意思, 因为它既涉及了可对角化条件中的特征向量, 也涉及了内积空间上的正交. 而这两条正是我们寻求在内积空间上算子对应矩阵简化表示的重要条件, 将在下一节进行着重阐述.

24.2 谱定理

算子的谱这个概念其实还是挺遥远的, 想详细了解的话就得移步到泛函分析了. 不过在有限维的线性空间上, 其可以被理解为算子的特征值的集合. 所以说, 我们研究的谱定理其实是和特征值相关, 而特征值是矩阵对角化的重要元素. 因而, 线性代数研究的谱定理实际上是描述了一族符合某种性质而可在内积空间上借助标准正交基进行对角化的算子. 谱定理根据数域不同分为复谱定理和实谱定理, 复数域上的处理更简单, 条件更弱, 我们先说它.

24.2.1 复谱定理

有了定理 24.8 的铺垫, 复谱定理描述的这样一族算子就呼之欲出了.

定理 24.9 复谱定理

设 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 且 $T \in \mathcal{L}(V)$. 则以下条件等价:

1. T 是正规的.
2. V 有一个由 T 的特征向量构成的标准正交基.
3. T 关于 V 的某个标准正交基具有对角矩阵.

2 和 3 的等价性我们在可对角化的条件中就已经论述过, 所以我们只需要证明 1 和 3 的等价性就行了.

证明

假设 3 成立, 也就是 T 关于 V 的某个标准正交基具有对角矩阵, 那么 T^* 关于同一组基的矩阵是 T 的共轭转置, 也是对角矩阵. 任意两个对角矩阵是可交换的, 所以 T 和 T^* 是可交换的, 所以 T 是正规的.

假设 1 成立, 即 T 是正规的. 由 **Schur 定理**, 可知 V 上存在一组标准正交基 (e_1, \dots, e_n) 使得 T 关于其的矩阵是上三角矩阵, 设为 A .

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ & \ddots & \vdots \\ 0 & & a_{nn} \end{pmatrix}$$

接下来的任务就是证明它其实是个对角矩阵.

我们逐个对向量进行讨论. 先考虑 e_1 , 从上面的矩阵得到

$$\|Te_1\|^2 = |a_{11}|^2$$

而伴随映射的矩阵是原矩阵的共轭转置, 所以

$$\|T^*e_1\|^2 = |a_{11}|^2 + |a_{12}|^2 + \cdots + |a_{1n}|^2$$

由 **定理 24.6**, 我们有 $\|Te_1\| = \|T^*e_1\|$, 所以 $a_{1i} = 0$, $i = 2, \dots, n$.

现在考虑 e_2 , 因为证明了 $a_{12} = 0$, 所以

$$\|Te_2\|^2 = |a_{22}|^2$$

且

$$\|T^*e_2\|^2 = |a_{22}|^2 + |a_{23}|^2 + \cdots + |a_{2n}|^2$$

同理有 $a_{2i} = 0$, $i = 3, \dots, n$.

如此反复, 最终证得 A 是对角矩阵. □

借助复谱定理, 我们也可以对正规算子和自伴算子的关系做更深入的理解.

例 24.4

证明: 复内积空间上的正规算子是自伴的当且仅当其所有的特征值都是实的.

24.2.2 实谱定理

实谱定理相对于复谱定理而言复杂了许多, 我们需要几个引理先上手, 并且从不变子空间的思路去证明它. 不过, 虽然实谱定理是针对实内积空间的, 但这几条引理在复内积空间上也是适用的.

引理 24.1

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是自伴的, 并设 $b, c \in \mathbf{R}$ 使得 $b^2 < 4c$, 则

$$T^2 + bT + cI$$

是可逆的.

这个引理长的非常像实系数二次多项式恒大于 0 的定理, 也进一步加强了自伴算子和实数的联系.

证明

取 V 中的一非零向量 v . 则

$$\begin{aligned} \langle (T^2 + bT + cI)v, v \rangle &= \langle T^2v, v \rangle + b\langle Tv, v \rangle + c\langle v, v \rangle \\ &= \langle Tv, Tv \rangle + b\langle Tv, v \rangle + c\|v\|^2 \\ &\geq \|Tv\|^2 - |b|\|Tv\|\|v\| + c\|v\|^2 \\ &= \left(\|Tv\| - \frac{|b|\|v\|}{2} \right)^2 + \left(c - \frac{b^2}{4} \right) \|v\|^2 \\ &> 0 \end{aligned}$$

从而 $(T^2 + bT + cI)v \neq 0$, $T^2 + bT + cI$ 是单射, 从而可逆. \square

它实际上是为了自伴算子的多项式在实内积空间上的分解做准备的. 也就是下面这个结论证明的预备定理.

引理 24.2

设 $V \neq \{0\}$ 且 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是自伴算子, 则 T 恒有特征值.

复内积空间上无论算子自伴与否都有特征值, 不再赘述, 下面针对实内积空间进行证明.

证明

设 V 是实内积空间, $n = \dim V$. 取 $v \in V, v \neq 0$. 则

$$v, Tv, \dots, T^n v$$

必是线性相关的. 故存在不全为 0 的实数 a_0, \dots, a_n 使得

$$0 = a_0 v + a_1 T v + \dots + a_n T^n v.$$

以 a_0, \dots, a_n 为系数构建一多项式, 并将其在实数域上分解成

$$a_0 + a_1 x + \dots + a_n x^n = c(x^2 + b_1 x + c_1) \cdots (x^2 + b_M x + c_M)(x - \lambda_1) \cdots (x - \lambda_m),$$

其中 c 是非零实数, b_j, c_j ($j = 1, \dots, M$), λ_i ($i = 1, \dots, m$) 均是实数, 且 $b_j^2 < 4c_j$, $j = 1, \dots, M$, $m + M \geq 1$. 上式对 $\forall x \in \mathbf{R}$ 均成立. 那么我们可以将算子多项式分解如下

$$\begin{aligned} 0 &= a_0 v + a_1 T v + \dots + a_n T^n v \\ &= (a_0 I + a_1 T + \dots + a_n T^n) v \\ &= c(T^2 + b_1 T + c_1 I) \cdots (T^2 + b_M T + c_M I)(T - \lambda_1 I) \cdots (T - \lambda_m I) v \end{aligned}$$

而由引理 24.1 可知, $T^2 + b_j T + c_j I, j = 1, \dots, M$ 均是可逆的. 而 $c \neq 0$, 所以 $m > 0$ 且

$$0 = (T - \lambda_1 I) \cdots (T - \lambda_m I) v.$$

所以 $\exists i$ 使得 $T - \lambda_i I$ 不是单射. 所以 T 必有特征值. □

注意此证明中使用到的 $v, Tv, \dots, T^n v$ 构造线性相关, 我们在证明复向量空间上的算子均有特征值时也使用到了.

有了特征值的存在, 也就有了非平凡不变子空间的存在, 进而有性质较好的限制算子的存在.

引理 24.3

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是自伴的, 并设 U 是 V 在 T 下不变的子空间. 则

1. U^\perp 在 T 下不变;
2. $T|_U \in \mathcal{L}(U)$ 是自伴的;

3. $T|_{U^\perp} \in \mathcal{L}(U^\perp)$ 是自伴的.

此处证明结合不变子空间和自伴算子定义即可.

忙活了这么久, 接下来就到了最激动人心的时刻了.

定理 24.10 实谱定理

设 $\mathbf{F} = \mathbf{R}$ 且 $T \in \mathcal{L}(V)$. 则以下条件等价:

1. T 是自伴的.
2. V 有一个由 T 的特征向量构成的标准正交基.
3. T 关于 V 的某个标准正交基具有对角矩阵.

证明

我们将采取 $\implies 1 \implies 2 \implies 3$ 进行证明.

$3 \implies 1$ T 关于 V 的某个标准正交基具有对角矩阵, 实内积空间上对角矩阵等于其共轭转置, 故 $T^* = T$, T 是自伴的.

$1 \implies 2$ 采用数学归纳法.

$\dim V = 1$ 时显然成立.

设 $\dim V > 1$ 且在维数更小的实内积空间上成立. 因为引理 24.2, 设 T 有一个特征向量 u 且 $\|u\| = 1$, $U = \text{span}(u)$, 则 U 是 V 的一个一维子空间且在 T 下不变, 有引理 24.3, 算子 $T|_{U^\perp} \in \mathcal{L}(U^\perp)$ 是自伴的.

由归纳假设, U^\perp 有一个由 $T|_{U^\perp}$ 的特征向量构成的标准正交基. 将 u 添加进这组基, 就得到了 V 的一组由 T 的特征向量构成的标准正交基, 得证.

$2 \implies 3$ 这是平凡的.

□

下面这道题目则是实谱定理和复谱定理的对照.

例 24.5

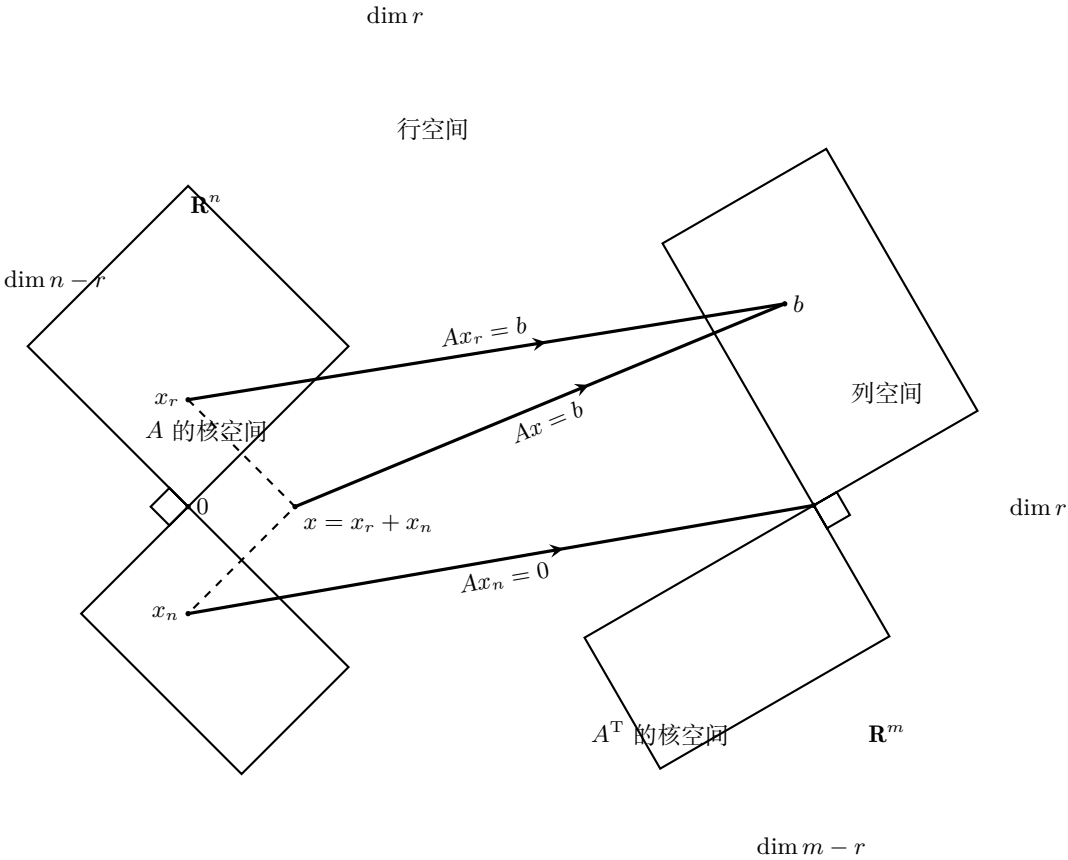
仿照实谱定理的证明方法, 证明复谱定理.

至此, 谱定理的证明就完成了.

复谱定理给出了复向量空间上正规算子的完全描述，实谱定理给出了实向量空间上自伴算子的完全描述. 它们是非常强大的定理，因为它们给出的都是充要条件. 所以在处理内积空间上可对角化问题时，它们就是你最好的帮手.

可能很多同学对于行秩、列秩相等以及转置的几何意义很感兴趣. 实际上我们有两种获得转置矩阵的方式，第一种来源于我们之前讨论的对偶空间上的线性映射对应的矩阵，这种方式可能不够直观. 另一种获得的方法基于伴随算子. 接下来我们将说明这些定义的统一性，深刻理解转置的内涵.

我们可以研究矩阵及其转置的关系，我们可以用一个图形来表示：



我们观察到以下几点：

1. 矩阵的行空间与解空间（零空间）互为正交补（直观理解两个空间就是互相垂直且互为补空间），这一点应当是在正交的内容中有所提及的；
2. 矩阵的列空间与其转置矩阵的零空间互为正交补，这一点实际与上一条等价.

接下来我们来看行秩(列秩比较显然, 此处不再详细展开). 我们首先得到解空间 $N(A)$

的维数, 这可以直接根据维数公式得到: $\dim N(A) = n - r(A)$, 根据正交补的性质, 我们的可以得到行秩即为 $n - (n - r(A)) = r(A)$. 于是我们得到了一个基于正交补的行秩解释.

内容总结

本章基于内积引入了一种新的映射: 伴随映射, 并介绍了其相应的性质. 之后我们将范围缩小到算子上, 介绍了两类特殊的算子: 自伴算子和正规算子. 再然后便到了本书最重要的定理之一: 谱定理. 它有复内积空间和实内积空间两个版本, 不仅解答了为什么要介绍自伴算子和正规算子, 还给出了对应内积空间上可对角化的充要条件. 希望大家能好好体会复谱定理和实谱定理的证明过程, 都是相当精彩且优美的. 最后还有算子和数的类比, 这个伏笔我们会在之后的章节回收.

习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

内积空间上的算子 (II)

前面我们对正规算子和自伴算子做了相当充分的工作，从这章开始我们准备对一般的算子做些工作.

25.1 正交矩阵和西矩阵

本节我们将唤醒一些沉睡的记忆，如果你已经忘了过渡矩阵或矩阵的相似，可以移步到前面的章节再回顾一下. 如果你还在这的话，那么坐稳，我们马上开始.

25.1.1 定义

为了更好地引进正交矩阵和西矩阵，我们有必要把共轭转置说的更清楚些. 共轭转置有着以下的运算性质，虽然都是看起来很显然的事情，此处还是稍稍赘述一下：

设有矩阵 A, B 和数 $\lambda \in \mathbf{C}$ ，则

1. $(\overline{A+B})^T = \overline{A}^T + \overline{B}^T$;
2. $(\overline{AB})^T = \overline{B}^T \overline{A}^T$;
3. $(\overline{\lambda A})^T = \overline{\lambda} \overline{A}^T$;
4. $\overline{\overline{A}^T}^T = A$.

共轭转置说清楚后，便可以由此定义正交矩阵和西矩阵.

定义 25.1

在复数域 (实数域) 上, 矩阵 A 满足 $\overline{A}^T A = E$ ($A^T A = E$), 则矩阵 A 被称为**酉矩阵 (正交矩阵)**.

而如何刻画正交矩阵和酉矩阵的性质呢? 下面的一个定理揭示了其与标准正交基的关系, 可以从中窥得一些性质.

定理 25.1

设 (e_1, e_2, \dots, e_n) 是复 (实) 内积空间 V 上的标准正交基, (f_1, f_2, \dots, f_n) 是 V 上的一组基, 从 (e_1, e_2, \dots, e_n) 到 (f_1, f_2, \dots, f_n) 的过渡矩阵为 A . 则 (f_1, f_2, \dots, f_n) 是标准正交基的充要条件是 A 为酉矩阵 (正交矩阵).

以下仅针对复内积空间的情况进行证明.

证明

由过渡矩阵的定义, $(f_1, f_2, \dots, f_n) = (e_1, e_2, \dots, e_n)A$, $A = (a_{ij})_{n \times n}$.

由矩阵乘法的运算, 可以得到

$$f_i = \sum_{j=1}^n a_{ji} e_j, \quad f_k = \sum_{j=1}^n a_{jk} e_j.$$

对两者做内积, 有

$$\langle f_i, f_k \rangle = \left\langle \sum_{j=1}^n a_{ji} e_j, \sum_{j=1}^n a_{jk} e_j \right\rangle = \sum_{j=1}^n a_{ji} \overline{a_{jk}}$$

注意到 a_{ji} , $j = 1, \dots, n$ 是 A^T 的第 i 行的元素, $\overline{a_{jk}}$, $j = 1, \dots, n$ 是 \overline{A} 的第 k 列的元素.

定义 $B = A^T \overline{A} = (b_{ik})_{n \times n}$, 则 $\langle f_i, f_k \rangle = b_{ik}$.

必要性: 如果 f_1, f_2, \dots, f_n 是一组标准正交基, 则

$$b_{ik} = \langle f_i, f_k \rangle = \delta_{ik} = \begin{cases} 1 & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases}$$

由此可知 $B = E$, $\overline{B} = \overline{A}^T A = \overline{E} = E$, 即 A 是酉矩阵.

充分性: 将必要性证明推理过程倒写即可. □

如果这条定理中的 e_1, e_2, \dots, e_n 取为该空间的自然基, 就会有 $(f_1, f_2, \dots, f_n) = A$, 我们便可以不太严谨地得到如下的这个结论

定理 25.2

矩阵 A 是酉矩阵 (正交矩阵) 等价于其列向量构成标准正交基.

证明是平凡的, 就交给你自己验证了.

那提到了过渡矩阵, 我们也就不得不提与之息息相关的一个等价关系——相似了. 相信你已经回忆起来, 相似实际上是同一个算子在不同基下的矩阵表示之间的关系, 实现这个变化正是依赖于两组基之间的过渡矩阵. 而我们的主线正是依靠基变换实现的, 只不过我们现在用的都是标准正交基, 在基变换上也要有所升级. 所以, 让我们先定义两个特殊一点的相似关系:

定义 25.2

1. **酉相似**: 复内积空间上, 若 $B = P^{-1}AP = \overline{P}^T AP$, 则称矩阵 A 与矩阵 B 酉相似.
2. **正交相似**: 实内积空间上, 若 $B = P^{-1}AP = P^T AP$, 则称矩阵 A 与矩阵 B 正交相似.

它俩的特殊之处你可能一下子没看出来, 不过没关系, 我们可以先回到它们对应的算子上去看看.

25.1.2 等距同构

由之前一章, 我们知道, 算子与其伴随在同一组标准正交基下的矩阵表示是互为共轭对称的, 所以设对应的算子是 S , 则其应该满足 $S^*S = I$. 那么这个性质能将我们导向何处呢?

考虑两侧同时作用向量 u , 再与向量 v 做内积, 那么我们得到了如下的式子:

$$\langle S^*Su, v \rangle = \langle u, v \rangle.$$

再结合伴随的定义, 稍微做个变换, 就有了下面这个美妙的结果:

$$\langle Su, Sv \rangle = \langle u, v \rangle.$$

也就是说, 这个算子 S 同时作用在两个向量上的话不改变它们的内积. 更进一步的话, 如果取 $v = u$, 我们就能得到最终的结果:

$$\|Su\| = \|u\|$$

算子 S 保持范数.

定义 25.3 等距同构

算子 $S \in \mathcal{L}(V)$ 称为**等距同构**, 如果 $\forall v \in V$ 都有 $\|Su\| = \|u\|$.

注意我们这里虽然使用了共轭对称, 但是从伴随的角度上来说复内积空间和实内积空间其实是一样的, 也就是说等距同构的概念在这两类空间上是一致的, 只不过刻画上会有所差距, 之后会有所介绍. 此外, 也常称实内积空间上的等距同构为正交算子, 复内积空间上的等距同构称为酉算子.

让我们看道简单的例题加深一下对等距同构的印象.

例 25.1

设 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 都是模为 1 的标量, e_1, \dots, e_n 是 V 的标准正交基, $S \in \mathcal{L}(V)$ 满足 $Se_j = \lambda_j e_j$, 证明 S 是等距同构.

然后来介绍一下等距同构的等价条件, 虽然很多, 但大部分都是我们刚才推理过程中已经得到的结果.

定理 25.3

设 $S \in \mathcal{L}(V)$, 则以下条件等价:

1. S 是等距同构;
2. 对所有 $u, v \in V$ 均有 $\langle Su, Sv \rangle = \langle u, v \rangle$;
3. 对 V 中的任意标准正交向量组 e_1, \dots, e_m 均有 Se_1, \dots, Se_m 是标准正交的;
4. V 有规范正交基 e_1, \dots, e_n 使得 Se_1, \dots, Se_n 是标准正交基;
5. $SS^* = S^*S = I$;
6. S^* 是等距同构;
7. S 是可逆的且 $S^{-1} = S^*$.

证明大部分都在上面的过程中证明过了，剩下的请大家自行验证。

我们关注第 3 个条件，即等距同构将标准正交组映射成标准正交组。那么其对应的矩阵，即酉矩阵或正交矩阵也保有这样的性质，在基变换时它们能将标准正交基仍然变换成标准正交基，这正是我们所希望看到的，也就是酉相似（正交相似）的特殊之处。

这样我们就可以用酉相似和正交相似对谱定理进行矩阵语言的刻画。

定理 25.4

1. 复方阵 A 酉相似于对角矩阵的充要条件是 A 是正规矩阵；
2. 实方阵 A 正交相似于对角矩阵的充要条件是 A 是实对称矩阵。

继续关注第 5 个条件，很容易的就会发现，等距同构其实也是正规算子，那么其相较于正规算子又有什么加强呢？在复内积空间下，结合例 25.1，就会有下面这个优美的等价条件。

定理 25.5

设 V 是复内积空间， $S \in \mathcal{L}(V)$ 。则以下条件等价：

1. S 是等距同构；
2. V 有一个由 S 的特征向量构成的标准正交基，相应的特征值的绝对值均为 1。

几何意义其实是相当直观的，所有绝对值为 1 的复数作用在模为 1 的向量上都不会改变其模，而只是进行对称与旋转（事实上旋转也可以表为对称，之后会有所介绍）。这在几何上的运用是相当广泛的。

25.2 正定矩阵

在数学分析课程中，我们常常会讨论多元函数的极值，极值的刻画依赖的正是矩阵是否有定 (definite matrix)，正定 (positive definite) 还是负定 (negative definite) 还是半正定 (positive semidefinite) 还是半负定 (negative semidefinite)。

有定可以被解释为无论这个非零向量是怎样的，其经过某种规定运算得到的数的符号是确定的。正定矩阵自然就是指任何非零向量经某种运算后得到的实数一定是正的。但这所谓的“某种运算”在不同的数域下仍然有差异。

定义 25.4 正定矩阵

1. 实数域: 对 n 阶实对称矩阵 M , 若对于所有非零实系数向量 z , 均有 $z^T M z > 0$, 则称矩阵 M 为正定矩阵;
2. 复数域: 对 n 阶 Hermite 矩阵 M , 若对于所有非零向量 z , $z^H M z > 0$, 则称矩阵 M 为正定矩阵.

复数域上的定义合理性是由“对于 Hermite 矩阵 M , $z^H M z$ 必为实数”保证的.

由实数域上的正定矩阵的定义, 我们可以发现其与二次型的相关性, 我们也可以利用从二次型中所学来判定实正定矩阵.

定理 25.6

设 A 为 n 阶实对称矩阵, 则以下条件等价:

1. A 是正定矩阵;
2. A 的正惯性指数为 n , 即 $A \simeq E$;
3. 存在可逆矩阵 P , 使得 $A = P^T P$;
4. A 的 n 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 均为正.

对应的复数域版本相信大家也很容易就能够联想得到, 只需要将转置变为共轭转置即可.

以下是一些更深层次地判别矩阵是否正定的条件, 同时它们也是正定矩阵的一些重要的性质.

定理 25.7

A 是 n 阶的 Hermite 矩阵. 以下条件等价.

1. A 是正定矩阵;
2. 双线性函数 $\langle x, y \rangle = x^H A y$ 定义了一个 \mathbf{C}^n 上的一个内积. 事实上, \mathbf{C}^n 所有内积都可视作由某个正定矩阵以此方式得到;
3. A 是向量 $x_1, \dots, x_n \in \mathbf{C}^k$ 构成的 Gram 矩阵. 即 $A = B^H B$, 其中 B 未必是方阵, 但一定是单的, 并且这种分解方式不唯一.
4. **Cholesky 分解**: 存在唯一的下三角矩阵 L , 其主对角元均为正数, 使得 $A = L L^H$

5. Sylvester 定理: A 的所有顺序主子式均为正. (但对于半正定矩阵而言, 顺序主子式非负不能推出矩阵半正定)

像 2 就道出了正定矩阵和内积之间的关系, 3 和 4 给出了正定矩阵的一些分解方式.

现在让我们跳开去, 先去看看算子上的事情, 不过出于更实用的原因, 我们研究半正定矩阵对应的算子.

定义 25.5 正算子

设算子 $T \in \mathcal{L}(V)$, 如果 T 是自伴的且 $\forall v \in V$ 均有 $\langle Tv, v \rangle \geq 0$.

如果 V 是复向量空间, 则 T 自伴的条件可以从定义中去除.

但对于正算子的定义似乎和对于半正定矩阵的定义方向完全不同, 前者依托内积, 后者则是依托二次型. 不过, 若是你还记得我们曾经提到过内积本身是一种正定齐次双线性函数, 以及二次型可以通过双线性函数引入, 就可以捕获这其中的相关之处. 我们接下来进行推导.

证明

设 V 的一组标准正交基为 $e = (e_1, e_2, \dots, e_n)$, 任取向量 $\alpha \in V$, 设其在 e 下的坐标为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$. 设正算子 $T \in \mathcal{L}(V)$ 在 e 下的矩阵为 $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 则

$$\begin{aligned} \langle Tv, v \rangle &= \langle Tex, ex \rangle = \langle eAx, ex \rangle \\ &= \left\langle (e_1, e_2, \dots, e_n) \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, (e_1, e_2, \dots, e_n) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \right\rangle \\ &= \left\langle \sum_{i=1}^n e_i \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j, \sum_{i=1}^n x_i e_i \right\rangle = \overline{x_1} \sum_{j=1}^n a_{1j} x_j + \overline{x_2} \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j + \dots + \overline{x_n} \sum_{j=1}^n a_{nj} x_j \\ &= (\overline{x_1}, \overline{x_2}, \dots, \overline{x_n}) \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n a_{1j} x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n a_{nj} x_j \end{pmatrix} = x^H Ax. \end{aligned}$$

此对应复内积空间的情形, 实内积空间的情形也就显然了. \square

我们定义出的正算子虽然名为正算子, 但我们类比的时候它其实是类似于非负数, 非

负数很重要的一种运算就是开方运算. 类似的, 我们也可以定义算子的平方根.

定义 25.6 平方根

算子 R 被称为算子 T 的平方根, 如果 $R^2 = T$.

以下是正算子的刻画.

定理 25.8

设 $T \in \mathcal{L}(V)$. 则以下条件等价.

1. T 是正的;
2. T 是自伴的且 T 的所有特征值非负;
3. T 有正的平方根;
4. T 有自伴的平方根;
5. 存在算子 $R \in \mathcal{L}(V)$ 使得 $T = R^*R$.

从这里我们进一步加深类比. 3 就相当于复数非负当且仅当有非负的平方根, 4 就相当于复数非负当且仅当有实的平方根, 5 就相当于复数 z 非负当且仅当存在复数 w 使得 $z = \bar{w}w$.

每个非负数都有唯一的非负平方根, 下面这个定理表明正算子也具有类似的性质.

定理 25.9

V 上每个正算子都有唯一的正平方根.

这个涉及到唯一性的证明. 在我们最初学习线性代数的时候应该就涉及到了, 如果线性映射在线性空间的一组基下的对应的像是确定的, 则该线性映射是被唯一确定的. 而在内积空间上, 我们倾向选用标准正交基, 正算子以及其正平方根又是自伴的, 所以证明借助了谱定理.

证明

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 是正的, $v \in V$ 是 T 的一个特征向量, 则有 $\lambda \geq 0$ 使得 $Tv = \lambda v$.

设 R 是 T 的正平方根, 我们只需要证明 $Rv = \sqrt{\lambda}v$, 因为这样就代表 R 在 T 的特征向量上是唯一确定的, 而 T 是自伴的, V 上肯定有一组以 T 的特征向量构成的标准正交基, 从而唯一确定 R .

设 V 上有一组以 R 的特征向量构成的标准正交基 e_1, \dots, e_n . R 是正算子, 所以其特征值均非负, 即存在非负数 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 使得对每个 $j = 1, \dots, n$ 均有 $Re_j = \sqrt{\lambda_j}e_j$.

因为 e_1, \dots, e_n 是 V 的一组标准正交基, 所以有 $a_1, \dots, a_n \in \mathbf{F}$ 使得

$$v = a_1e_1 + \dots + a_ne_n.$$

于是

$$Rv = a_1\sqrt{\lambda_1}e_1 + \dots + a_n\sqrt{\lambda_n}e_n.$$

从而

$$Rv = a_1\lambda_1e_1 + \dots + a_n\lambda_ne_n.$$

又 $R^2 = T$ 且 $Tv = \lambda v$, 所以有

$$a_1\lambda e_1 + \dots + a_n\lambda e_n = a_1\lambda_1e_1 + \dots + a_n\lambda_ne_n$$

上式意味着对 $j = 1, \dots, n$ 有 $a_j(\lambda - \lambda_j) = 0$. 所以

$$v = \sum_{\{j|\lambda_j=\lambda\}} a_j e_j$$

所以

$$Rv = \sum_{\{j|\lambda_j=\lambda\}} a_j \sqrt{\lambda} e_j = \sqrt{\lambda} v.$$

命题得证. □

我们将正算子 T 的唯一正平方根记作 \sqrt{T} .

另外, 虽然正算子与非负数相似之处很多, 但也有差异. 比如正算子是可以有无穷多个平方根的, 但非负数最多只能有两个.

内容总结

习题

A 组

1. 证明: 上三角的西矩阵必为对角矩阵.
2. 证明: 任一 n 级可逆复矩阵 A 一定可以被唯一分解成 $A = PB$, 其中 P 是 n 级酉矩阵, B 是主对角元均为正实数的 n 级上三角矩阵.

B 组

1.

C 组

1.

26.1 二次型的定义

定义 26.1 二次型

n 个元 x_1, x_2, \dots, x_n 的二次齐次多项式

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \sum_{i=1}^n a_{ii}x_i^2 + \sum_{1 \leq i < j \leq n} 2a_{ij}x_i x_j \\ &= a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + \cdots + a_{nn}x_n^2 \\ &\quad + 2a_{12}x_1x_2 + \cdots + 2a_{1n}x_1x_n + 2a_{23}x_2x_3 + \cdots + 2a_{n-1,n}x_{n-1}x_n \end{aligned}$$

称为数域 \mathbf{F} 上的 n 元二次型 (简称**二次型**) .

本学期研究的主要是实二次型. 若令 $a_{ij} = a_{ji}$ ($1 \leq i < j \leq n$), 则二次型可表示为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}x_i x_j = X^T A X$$

其中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{R}^n$, $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 为实对称矩阵, 并称对称矩阵 A 为二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的矩阵.

注意, 二次型实际上是一个 $\mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 的函数, 所以本质上代入 x_1, \dots, x_n 后就是一个实数, 写成矩阵形式我们也可以发现矩阵相乘结果为 1×1 矩阵, 即一个实数, 因此不必把二次型想得过于复杂.

同时需要注意, 二次型对应矩阵一定是对称矩阵. 实际上一个形如 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}x_i x_j$ 的函数可以对应的矩阵是很多的, 但我们要求 $a_{ij} = a_{ji}$ 才能得到二次型对

应的矩阵.

例 26.1

已知二次型

$$f(X) = (x_1, x_2, x_3, x_4) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & -4 \\ 3 & 2 & 1 & 4 \\ -4 & 3 & -7 & 2 \\ 0 & -6 & 8 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}$$

写出二次型 $f(X)$ 的矩阵.

例 26.2

回答以下问题:

1. 已知 A 是一个 n 阶矩阵, 则 A 为反对称矩阵的充要条件是对任意 n 元列向量 X 都有 $X^T A X = 0$;
2. 若二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = X^T A X$ 对任意 n 元列向量 X 都有 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$, 证明: $A = O$;
3. 设二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = X^T A X$, $g(x_1, x_2, \dots, x_n) = X^T B X$.
证明: 若 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则 $A = B$.

26.2 矩阵相合的定义与性质

定义 26.2

我们称 n 阶矩阵 A 相合于 B (记作 $A \simeq B$), 如果存在可逆矩阵 C 使得 $B = C^T A C$.

矩阵相合 (合同) 有如下基本性质:

1. 合同是等价关系; 合同不同于相似, 是与数域有关的; 合同要求 C 必须可逆, 因此是一种特殊的相抵;
2. $A \simeq B$ 一般不能得到 $A^m \simeq B^m$ (但是 A, B 为实对称矩阵时可以), 但如果可逆, 我们有 $A^{-1} \simeq B^{-1}$, 同时如果 $A_1 \simeq A_2, B_1 \simeq B_2$, 则有 $\begin{pmatrix} A_1 & O \\ O & B_1 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} A_2 & O \\ O & B_2 \end{pmatrix}$;

3. $A \simeq B$ 表明 A 可以每次做相同的初等行列变换得到 B , 反之亦然. 这实际上就是初等变换法求相合标准形的基本原理, 详见教材 260 页小字部分, 感兴趣同学可以了解, 一般不会要求使用这一方法.

例 26.3

设 $A \simeq B, C \simeq D$, 且它们都是 n 阶实对称矩阵, 问: $A + C \simeq B + D$ 是否成立.

例 26.4

判断: 矩阵相似是否一定合同? 矩阵合同是否一定相似? 对于实对称矩阵上述论断又是否正确呢? 正确请说明理由, 不正确请举出反例.

实际上, 教材中引入合同与二次型使用了双线性函数这一概念, 实际上与双线性函数的度量矩阵有关, 感兴趣的同学可以了解, 但这部分属于小字, 考试一般不做考查要求.

26.3 二次型标准形的定义与求解

实际上二次型可以视为一个空间曲线/曲面方程, 我们希望这些方程化为标准形式, 有助于我们讨论一些问题. 由于实二次型对应矩阵为实对称矩阵, 实对称矩阵一定可以相似对角化, 故有下面的定理:

定理 26.1

任意二次型 $f(X) = X^T A X$ 总可以通过可逆的线性变换 $X = PY$ (其中 P 可逆) 化为标准形, 即 $f(X) = X^T A X \xrightarrow{X=PY} Y^T (P^T A P) Y = d_1 y_1^2 + d_2 y_2^2 + \cdots + d_n y_n^2$.

一般而言, 我们有三种方法求解二次型标准形, 分别为正交变换法, 配方法和初等变换法. 正交变换法由于涉及正交因此不作要求, 初等变换法之前已经提及并且较为复杂, 不推荐优先使用. 因此我们接下来主要使用配方法.

注意, 求二次型标准形不应使用之前求相似标准形的一般方法, 因为只有正交矩阵才能保证 $P^{-1} = P^T$, 一般矩阵无法保证. 当然实际上求得的对角矩阵都是由特征值按重数排列而成的, 只是矩阵 P 不合要求, 应当做 Schmidt 正交化.

配方法的思想非常简单, 就是利用配方消除混合乘积项, 将二次型表示成几个平方和的形式, 最后通过坐标变换 $X = CY$ (又称仿射变换, 其中 C 可逆) 化标准形.

例 26.5

用配方法把三元二次型

$$f(x_1, x_2, x_3) = 2x_1^2 + 3x_2^2 + x_3^2 + 4x_1x_2 - 4x_1x_3 - 8x_2x_3$$

化为标准形, 并求所用的坐标变换 $X = CY$ 即变换矩阵 C .

配方法是合理的, 因为 $X = CY$, 其中 C 可逆, 则 $X^TAX = Y^T(C^TAC)Y$, 配方法使得 C^TAC 为对角矩阵, 因此可以得到相合标准形. 但是这种方法不能用来求相似对角化, 原因仍然是 $C^{-1} = C^T$ 需要 C 为正交矩阵, 但坐标变换矩阵不一定满足. 所以一定要区分好求解相似、相合标准形使用的方法, 不能因为题目经常给的是实对称矩阵而混淆, 只有正交变换法是通用的, 因为正交矩阵满足 $P^{-1} = P^T$ 使得相似、相合的定义统一.

注意: 有的同学可能知道正交变换法的具体操作流程, 如果能保证计算正确且题目不强制配方法时可以使用, 但是历年考试经常出现部分题目求解特征值时三次方程解不出的情况, 此时一定要立刻醒悟, 转向配方法解决问题.

26.4 相合规范形 惯性定理

事实上, 一个二次型通过正交变换标准化得到的对角矩阵对角线上元素为特征值按重数排列的结果, 但是使用配方法、初等变换法则不一定, 甚至配方方式或者初等变换顺序不同都会产生不同的对角矩阵, 因此相合标准形不唯一. 但我们知道, 相抵标准形唯一, 相似标准形不考虑排列组合因素也是唯一的, 因此我们也需要统一相合标准形.

我们不难发现, 任一对角矩阵一定相合于 $\text{diag}(1, \dots, 1, -1, \dots, -1, 0, \dots, 0)$ (我们很容易写出对应的可逆变换矩阵), 我们称这一相合标准形为相合规范形, 其中 $+1$ 的个数称为矩阵的正惯性指数, -1 的个数称为矩阵的负惯性指数. 并且由于变换矩阵可逆, 根据相抵标准形的结论, 我们有原矩阵 A 的秩 $r(A)$ 等于这一对角矩阵的秩, 于是也等于正负惯性指数之和. 显然, A 可逆时, 其相合规范形主对角元没有 0 .

但我们没有说明一个矩阵的相合规范形是否唯一, 实际上这就是下面惯性定理的结果:

定理 26.2 惯性定理

实对称矩阵的相合规范形唯一.

这一定理有很多等价表述, 例如实对称矩阵正、负惯性指数唯一, 或者实对称矩阵相合标准形中对角线上正、负、零的个数唯一. 或者实对称矩阵特征值中正、负、零的个数唯一.

等. 这一定理的证明方法比较经典, 最关键的一步在于代入数值导出矛盾. 代入的方法是在两种表达的正负号分界线前后分别置 0, 使得两种表达形式一个大于 0, 一个小于等于 0.

例 26.6

解答如下问题:

1. 设 n 元二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = l_1^2 + \dots + l_p^2 - l_{p+1}^2 - \dots - l_{p+q}^2$, 其中 l_i ($i = 1, 2, \dots, p+q$) 是关于 x_1, x_2, \dots, x_n 的一次齐次式. 证明: $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的正惯性指数 $\leq p$, 负惯性指数 $\leq q$;
2. 已知 A 为 m 阶实对称矩阵, C 为 $m \times n$ 实矩阵, 证明: $C^T A C$ 的正负惯性指数分别小于等于 A 的正负惯性指数.

例 26.7

确定二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_{10}) = x_1x_2 + x_3x_4 + x_5x_6 + x_7x_8 + x_9x_{10}$ 的秩以及正、负惯性指数.

惯性定理的“惯性”二字与物理中的惯性有关, 实际上透露着某种不变性. 根据惯性定理, 我们有如下结论:

1. 我们可以按相合关系对全体 n 阶实对称矩阵分类, 因为实对称矩阵相合意味着规范形唯一, 我们可以按照 $+1$ 、 -1 、 0 个数的不同划分为 $\frac{(n+1)(n+2)}{2}$ 个等价类 (相抵、相似也是等价关系, 可以思考划分等价类的方式与个数);
2. 实数域上两个实对称矩阵相合的充要条件是它们有相同的正负惯性指数, 两个对角矩阵相合的充要条件是对角线上正、负、零个数相同.

注: 复数域上两个对称矩阵相合的充要条件是它们的秩相同 (可以思考其证明), 例如 E_n 和 $-E_n$ 在复数域上相合, 但实数域上不相合.

例 26.8

设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$, 判断 A 与 B 是否相合.

26.5 标准形的应用

我们在本学期讨论了三种标准形，即相抵标准形，相似标准形和相合标准形，实际上它们之间的关系我们已经讨论，即相似一定相抵，相合一定相抵，但相似和相合互相没有包含关系. 本节我们考虑一些基于矩阵分解的问题，利用之前所学的相抵标准形、相似标准形、相合标准形的分解解决一些问题. 本节内容可以选择性掌握.

首先看一个关于幂等矩阵的例题，需要用到相抵标准形、相似标准形的分解：

例 26.9

解答以下两个问题：

- 1. 证明：任意一个方阵都可以分解成一个可逆矩阵和一个幂等矩阵的乘积；
- 2. 已知 A 是一个秩为 r 的 n 级非零矩阵，证明： A 为幂等矩阵的充要条件是存在列满秩的 $n \times r$ 矩阵 B 和行满秩的 $r \times n$ 矩阵 C 使得 $A = BC$ 且 $CB = E_r$.

下面是一个利用相合标准形进行分解的例子：

例 26.10

(与正交有关) 证明：每个秩为 r 的 n ($r < n$) 阶实对称矩阵均可表示为 $n - r$ 个秩为 $n - 1$ 的实对称矩阵的乘积.

内容总结

习题

A 组

- 1.

B 组

- 1.

C 组

- 1.

极分解与奇异值分解

让我们稍微复习一下关于算子和数的类比. 自伴算子类似于实数, 正算子类似于非负数, 等距同构类似于模为 1 的复数. 那么我们的野心不止于此, 在复数域的时候我们希望使用我们已经熟悉的数去描述所有复数. 同理, 在算子上我们希望使用我们已经熟悉的算子去描述其他一般的算子.

我们还是从数开始出发. 每个非零复数 z 都可以写成如下形式

$$z = \left(\frac{z}{|z|} \right) |z| = \left(\frac{z}{|z|} \right) \sqrt{\bar{z}z}$$

其中 $\frac{z}{|z|}$ 是一个单位复数. 那么由此我们可以类比得出一个对 V 上任意算子的漂亮的描述.

定理 27.1 极分解定理

设 $T \in \mathcal{L}(V)$, 则存在一个等距同构 $S \in \mathcal{L}(V)$, 使得 $T = S\sqrt{T^*T}$.

它之所以叫这个名字就是因为其形式类似于复数极坐标分解. 以下是证明.

证明

首先 $\forall T \in \mathcal{L}(V)$, T^*T 都是正算子, 所以 $\sqrt{T^*T}$ 的定义是合理的.

然后 $\forall v \in V$, 有

$$\begin{aligned}\|Tv\|^2 &= \langle Tv, Tv \rangle = \langle T^*Tv, v \rangle \\ &= \langle \sqrt{T^*T} \sqrt{T^*T}v, v \rangle \\ &= \langle \sqrt{T^*T}v, \sqrt{T^*T}v \rangle \\ &= \|\sqrt{T^*T}v\|^2.\end{aligned}$$

所以 $\forall v \in V$, $\|Tv\| = \|\sqrt{T^*T}v\|$.

由此我们定义一个线性映射 $S_1: \text{im } \sqrt{T^*T} \rightarrow \text{im } T$ 为

$$S_1(\sqrt{T^*T}v) = Tv.$$

接下来要做的就是把这个 S_1 扩张成一个等距同构 $S \in \mathcal{L}(V)$ 使得 $T = S\sqrt{T^*T}$. 不过在这之前得先验证 S_1 是良定义的.

设 $v_1, v_2 \in V$ 使得 $\sqrt{T^*T}v_1 = \sqrt{T^*T}v_2$, 则

$$\begin{aligned}\|Tv_1 - Tv_2\| &= \|T(v_1 - v_2)\| \\ &= \|\sqrt{T^*T}(v_1 - v_2)\| \\ &= \|\sqrt{T^*T}v_1 - \sqrt{T^*T}v_2\| \\ &= 0,\end{aligned}$$

得出 $Tv_1 = Tv_2$, 所以 S_1 是良定义的. 线性性结合范数便可以验证, 不多赘述.

从而 $\forall u \in \text{im } \sqrt{T^*T}$ 有 $\|S_1u\| = \|u\|$.

特别地, S_1 是单射, 由线性映射基本定理可得

$$\dim \text{im } \sqrt{T^*T} = \dim \text{im } T.$$

而这也代表着 $\dim(\text{im } \sqrt{T^*T})^\perp = \dim(\text{im } T)^\perp$. 那么就可以取 $(\text{im } \sqrt{T^*T})^\perp$ 的一组标准正交基 e_1, \dots, e_m 和 $(\text{im } T)^\perp$ 的一组标准正交基 f_1, \dots, f_m . 因为两个空间的维数相同, 所以这两组标准正交基的长度相同 (记为 m).

由此定义线性映射 $S_2: (\text{im } \sqrt{T^*T})^\perp \rightarrow (\text{im } T)^\perp$ 为

$$S_2(a_1e_1 + \dots + a_me_m) = a_1f_1 + \dots + a_mf_m.$$

所以 $\forall w \in (\text{im } \sqrt{T^*T})^\perp$ 均有 $\|S_2w\| = \|w\|$.

到这里我们想要的等距同构 S 就已经呼之欲出了. $\forall v \in V, v = u + w$, 其中 $u \in \operatorname{im} \sqrt{T^*T}$, $w \in (\operatorname{im} \sqrt{T^*T})^\perp$, 将 S 定义为

$$Sv = S_1u + S_2w.$$

$\forall v \in V$ 均有

$$S(\sqrt{T^*T}v) = S_1(\sqrt{T^*T}v) = Tv,$$

所以 $T = S\sqrt{T^*T}$. 下面就是确确实实地证明 S 事实上是一个等距同构.

$\forall v \in V$, 有

$$\|Sv\|^2 = \|S_1u + S_2w\|^2 = \|S_1u\|^2 + \|S_2w\|^2 = \|u\|^2 + \|w\|^2 = \|v\|^2$$

命题得证. □

极分解定理将所有一般的算子表成了一个等距同构和一个正算子的乘积, 而这两种算子我们之前的章节都已经给出了完整的描述, 所以我们探讨的内积空间上算子的约化分解的最终结论就是极分解定理.

特别地, 考虑 $\mathbf{F} = \mathbf{C}$ 的情况. 设 $T \in \mathcal{L}(V)$, 其有极分解 $T = S\sqrt{T^*T}$, S 是等距同构. 则 V 有一个标准正交基使得 S 关于这个基有对角矩阵, 且 V 还有一组标准正交基使得 $\sqrt{T^*T}$ 关于这组基有对角矩阵. 但很难有这样一组标准正交基满足 S 和 $\sqrt{T^*T}$ 的同时对角化, 不过这也给了我们一个思路, 如果我们尝试用两组标准正交基对同一个算子描述可能会得到更简单的矩阵描述.

为了与极分解配对, 我们引入奇异值的概念.

定义 27.1 奇异值

设 $T \in \mathcal{L}(V)$, 则 T 的奇异值就是 $\sqrt{T^*T}$ 的特征值, 每个特征值 λ 重复 $\dim E(\lambda, \sqrt{T^*T})$ 次.

显然算子的奇异值都是非负的, 因为他们都是正算子 $\sqrt{T^*T}$ 的特征值. 而且对 $\sqrt{T^*T}$ 应用谱定理和可对角化条件可知, 每个 $T \in \mathcal{L}(V)$ 都有 $\dim V$ 个奇异值.

那么依托奇异值和两组标准正交基, 我们可以对 V 上的每个算子都给出简洁的矩阵表示.

定理 27.2 奇异值分解

设 $T \in \mathcal{L}(V)$ 有奇异值 s_1, \dots, s_n , 则 V 存在两组标准正交基 e_1, \dots, e_n 和 f_1, \dots, f_n

使得 $\forall v \in V$ 均有 $Tv = s_1 \langle v, e_1 \rangle f_1 + \cdots + s_n \langle v, e_n \rangle f_n$.

内容总结
习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

内容总结

习题

A 组

1.

B 组

1. 设 V 是有限维复内积空间, $S, T \in \mathcal{L}(V)$ 均为正规算子. 证明: 若 $ST = TS$, 则
- (1) V 上存在一组标准正交基, 使得 S, T 在此基下的矩阵都是对角矩阵.
 - (2) S 与 T 的复合也是正规算子.

C 组

1.

内容总结 习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

解析几何很大程度上是线性代数发展的初衷，在研究点线面以及几何体时，将集体的几何问题抽象化为代数问题使其方便解决与计算，即是解析几何的主要思想. 本节我们将从线性代数的角度探究解析几何的一些基本概念与方法. 此在线性代数课程的考察中也会有少部分的解析几何内容，但内容较浅，主要考察点、直线、平面等之间的关系.

30.1 欧几里得空间

在前面的学习中我们已经较为全面地学习了内积空间的相关知识，而在解析几何中，我们在更多情况下会研究**欧几里得空间**下的问题.

定义 30.1 欧几里得空间

欧几里得空间（欧氏空间）是一个有限维实内积空间.

同学们可能对欧氏空间的几何直观更为熟悉. 当欧氏空间的维数为 2 或 3 时，我们可以用熟悉的平面直角坐标系与空间直角坐标系来描述欧氏空间中的向量，并用点积作为向量的内积.

30.2 欧氏空间上的运算

我们也已经基本掌握了模、内积、夹角等在内积空间中的基本概念，在此我们引入一些在先前的学习中接触较少的概念.

定义 30.2 点积

点积是在三维欧氏空间中对两个向量的运算, 用 $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$ 表示. 两向量点积得到的数值等于两向量模长的乘积与两向量夹角的余弦的乘积.

特别的, 三维欧氏空间中的向量点积 $(a_1, a_2, a_3) \cdot (b_1, b_2, b_3)$ 可以表示为

$$a_1b_1 + a_2b_2 + a_3b_3$$

由点积的计算, 我们可以很方便地得到两向量夹角的余弦, 即

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{|\mathbf{a}||\mathbf{b}|}$$

定义 30.3 叉乘

叉乘是在三维欧氏空间中对两个向量的运算, 用 $\mathbf{a} \times \mathbf{b}$ 表示. 两向量叉乘得到的向量垂直于两向量, 方向遵循右手定则, 其模长为两向量的模的乘积与两向量夹角的正弦的乘积.

由定义可知, 叉乘仅在三维欧氏空间中有定义, 且叉乘的结果是一个向量, 而不是一个数. 关于叉乘向量的计算有另一种更常用的用行列式表示的计算方法, 即

$$(a_1, a_2, a_3) \times (b_1, b_2, b_3) = \begin{vmatrix} \mathbf{i} & \mathbf{j} & \mathbf{k} \\ a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \end{vmatrix}$$

其中 $\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k}$ 为三维欧氏空间的自然基.

在解析几何中, 叉乘的一个重要应用是求解与两向量垂直的向量.

定义 30.4 混合积

混合积 (或称**标量三重积**, 不同于**向量三重积**) 是三维欧氏空间中对三个向量的运算, 用 $[\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}]$ 表示, 等价于 $(\mathbf{a} \times \mathbf{b}) \cdot \mathbf{c}$.

混合积的几何意义是以 $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$ 为邻边的平行六面体的体积, 可以用行列式表示为

$$[(a_1, a_2, a_3), (b_1, b_2, b_3), (c_1, c_2, c_3)] = \begin{vmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{vmatrix}$$

同时读者也不难验证 $(\mathbf{a} \times \mathbf{b}) \cdot \mathbf{c} = \mathbf{a} \cdot (\mathbf{b} \times \mathbf{c})$. 其应用之一是可以用来判断三个向量是否共面.

30.3 点、直线、平面的表示

一个点在欧氏空间中可以用一个向量来表示. 在三维欧氏空间中, 我们可以用三个实数来表示一个点的坐标.

30.3.1 平面的方程

平面是欧氏空间中的一个基本几何对象, 我们有多种代数方法来表示平面.

平面的一般方程是平面的一种最基本的表示方法, 即 $Ax + By + Cz + D = 0$. 平面的一般方程十分简洁, 但是我们很难由此方程得到平面的几何性质, 因此我们还需要考虑其他的表示方法. 例如, 一个平面由平面上一点与平面上两个不共线的向量来表示. 假设已知平面上一点 $P(x_0, y_0, z_0)$ 和平面上两个不共线的向量 $\mathbf{u} = (a, b, c)$ 和 $\mathbf{v} = (d, e, f)$, 则平面上的任意一点 $Q(x, y, z)$ 都满足 \overrightarrow{PQ} 与 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 线性相关, 即

$$\overrightarrow{PQ} = k_1 \mathbf{u} + k_2 \mathbf{v}$$

化为坐标形式即为

$$\begin{cases} x = x_0 + k_1 a + k_2 d \\ y = y_0 + k_1 b + k_2 e \\ z = z_0 + k_1 c + k_2 f \end{cases}$$

这就是平面的参数方程, 其中 k_1, k_2 是参数.

此外, 平面还可以由平面上一点和平面的法向量来表示. 假设已知平面上一点 $P(x_0, y_0, z_0)$ 和平面的法向量 $\mathbf{n} = (A, B, C)$, 则平面上的任意一点 $Q(x, y, z)$ 都满足向量 \overrightarrow{PQ} 与 \mathbf{n} 垂直, 即点积为 0. 由此可得其方程为

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0$$

这种表示方法称为**点法式**.

我们发现这跟平面的一般方程十分相似, 实际上, 我们可以直接通过平面的一般方程得到平面的法向量.

在得到一张由其他方式表示的平面时, 我们往往也会将其转化为一般式或点法式, 以便于我们计算其与其他几何对象的关系. 例如, 得到一个由平面上一点与平面上两不共线的向量表示的平面, 则可以通过求两向量的叉积得到平面的法向量, 从而得到平面的点法式.

例 30.1

若已知一个平面上有三点 $A(1, 2, 0)$, $B(0, 1, -1)$, $C(1, 1, 1)$, 求该平面的一般方程.

30.3.2 直线的方程

直线在欧氏空间中也是一个基本对象, 同样有多种代数方法可以表示直线.

首先直线可以用某两张平面的交表示. 假设有两相交平面的方程, 联立可得直线方程

$$\begin{cases} A_1x + B_1y + C_1z + D_1 = 0 \\ A_2x + B_2y + C_2z + D_2 = 0 \end{cases}$$

即为直线的一般方程. 这种联立方程的表示方法最为基本, 但是不够简洁, 大多情况下也不够直观. 所以更多情况下我们希望在表示中可以直观体现直线的一些特征. 因此, 可以用直线上的一个点和直线的方向 (即方向向量) 来确定一条直线.

假设已知直线上的一点 $A_0(x_0, y_0, z_0)$ 和直线的方向向量 $\boldsymbol{l} = (a, b, c)$, 则直线上的任意一点 $A(x, y, z)$ 都满足 $\overrightarrow{AA_0}$ 与 \boldsymbol{l} 平行, 用具体的方程则表示为

$$\frac{x - x_0}{a} = \frac{y - y_0}{b} = \frac{z - z_0}{c}$$

其中 a, b, c 不为零. 这种表示方法称为**点向式**.

如果我们对上述式子进行替换, 令

$$t = \frac{x - x_0}{a} = \frac{y - y_0}{b} = \frac{z - z_0}{c}$$

则可得

$$\begin{cases} x = x_0 + at \\ y = y_0 + bt \\ z = z_0 + ct \end{cases}$$

这样就得到了直线的参数方程, 其中 t 为参数.

当然还有以两点确定一条直线的表示方法, 我们可以轻松地算出直线的方向向量, 然后用点向式或参数方程来表示. 最后可以得出方程

$$\frac{x - x_1}{x_2 - x_1} = \frac{y - y_1}{y_2 - y_1} = \frac{z - z_1}{z_2 - z_1}$$

那么如何实现从一般方程到点向式或参数方程的转换呢? 最简单的方法是求解线性方程组再用两点表示或者参数表示, 但是这样的方法比较麻烦, 事实上我们可以利用法向量进行转换. 假设两平面的一般方程为 $A_1x + B_1y + C_1z + D_1 = 0$ 与 $A_2x + B_2y + C_2z + D_2 = 0$,

则可以得到两平面的法向量分别为 $\mathbf{n}_1 = (A_1, B_1, C_1)$, $\mathbf{n}_2 = (A_2, B_2, C_2)$, 因为该直线在两张平面内, 所以直线与两个法向量都垂直, 所以 $\mathbf{n}_1 \times \mathbf{n}_2$ 即为直线的方向向量. 再求出一般方程的一个解 (即直线上一点) 即可得到直线的点向式与参数方程.

30.4 平面与直线间的位置关系

对于三维欧氏空间中的几何对象, 我们主要需要研究平行、相交与重合等关系. 我们可以通过平面与直线的方程来判断.

30.4.1 线与线的位置关系

线与线之间的位置关系判断主要依靠它们的方向向量. 如果两条直线的方向向量平行, 则两条直线平行或重合, 此时再判断两直线是否存在公共点, 若联立方程有解, 说明两直线重合, 否则两条直线平行. 如果两条直线的方向向量不平行, 则还需要判断两条直线是否共面, 若共面则说明两条直线相交, 否则两条直线异面. 此时以两直线方程联立方程组, 若有解则说明存在交点, 否则说明两条直线异面.

例 30.2

$$\text{已知直线 } L_1 = \begin{cases} x + y + z - 1 = 0 \\ x - 2y + 2 = 0 \end{cases}, L_2 = \begin{cases} x = 2t \\ y = t + a \\ z = bt + 1 \end{cases}, \text{ 试确定 } a, b \text{ 的值使得}$$

L_1, L_2 是:

1. 平行直线;
2. 异面直线.

30.4.2 线与面的位置关系

线与面的位置关系首先需要判断线的方向向量与平面的法向量的关系. 如果方向向量与法向量平行, 则说明线与面垂直. 如果两者垂直, 则说明该直线与平面平行或者在平面内, 只需再判断直线上的点是否在平面内即可.

此外还有一些对于平面不同表示形式的方法. 例如, 假设已知直线的方向向量与平面上两个不平行的向量, 则可以对这三个向量做混合积, 如果混合积为零, 则说明三个向量共面, 即直线与平面平行或者在平面内.

30.4.3 面与面的位置关系

面与面的位置关系主要依靠两个平面的法向量来判断. 如果两个平面的法向量平行, 则说明两个平面平行或重合, 再判断两平面是否存在公共点. 若两法向量垂直, 则两平面也垂直.

内容总结

这里关于解析几何的部分浅尝辄止, 只是简单地介绍了一些基本的概念与方法, 希望能够帮助大家对解析几何有一个简单的初步认识. 在线性代数课程中可能的相关考察基本也仅限于点、线、面之间的关系, 方程的联立、求解等等, 或许大家在未来其他课程的学习中可以学到更多相关的知识.

习题

我决心放弃那个仅仅是抽象的几何. 这就是说, 不再去考虑那些仅仅是用来练思想的问题. 我这样做, 是为了研究另一种几何, 即目的在于解释自然现象的几何.

——笛卡尔

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

31.1 向量函数的导数

31.2 行列式的导数

31.3 Jacobi 行列式

内容总结

习题

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

在统计学中，当我们研究多个随机变量之间的相关关系时，我们将会见到大量熟悉的线性代数知识. 本节的目标便是希望选取几个经典且基本的统计学中使用线性代数中概念与方法的例子帮助读者在学习统计学的过程中看见线性代数不会感到陌生.

32.1 多元正态分布

32.2 马尔科夫链

最后我们介绍随机过程中运用线性代数的重要的例子——马尔科夫链. 本小节使用线性代数的角度不同于前面小节侧重于二次型等方面，我们将会探讨

内容总结

习题

在终极的分析中，一切知识都是历史；在抽象的意义下，一切科学都是数学；在理性的基础上，所有的判断都是统计学.

——C. R. Rao, 《统计与真理》

A 组

1.

B 组

1.

C 组

1.

B

- 伴随 (adjoint), 433
- 伴随矩阵 (adjugate matrix), 236
- 标量三重积 (scalar triple product), 470

C

- Cauchy-Schwarz 不等式 (Cauchy-Schwarz inequality), 422
- 叉乘 (cross product), 470
- Cholesky 分解 (Cholesky decomposition), 450
- Cramer 法则 (Cramer's rule), 238

D

- 代数系统 (algebraic system), 2
- 代数学基本定理 (Fundamental Theorem of Algebra), 332
- 点积 (dot product), 470
- 笛卡尔积 (Cartesian product), 1
- 对偶基 (dual basis), 152
- 对偶空间 (dual space), 152
 - 双重 (double dual space), 157
- 对偶映射 (dual map), 153
- 多项式 (polynomial), 330
 - 常数项 (constant term), 330
 - 零化 (annihilating polynomial), 395
 - 首项系数 (leading coefficient), 330
 - 首一 (monic polynomial), 330
 - 特征 (characteristic polynomial), 395

E

- 二次型 (quadratic form), 455

F

仿射子集 (affine subset), 142

范数 (norm), 420

分划 (partition), 10

分块矩阵 (block matrix), 170

覆盖定理, 77

G

共轭转置 (conjugate transpose), 434

Gram-Schmidt 过程 (Gram-Schmidt process), 424

H

Hamilton-Cayley 定理 (Cayley-Hamilton theorem), 397

行列式 (determinant), 225

核 (kernel), 零空间 (null space), 93

环 (ring), 5

除环 (division ring), 5

含幺环 (ring with identity), 5

交换环 (commutative ring), 5

零环 (zero ring), 14

混合积 (mixed product), 470

互素 (coprime), 335

J

迹 (trace), 196

加法交换律 (commutative law of addition), 32

极大线性无关组 (maximal linearly independent system), 62

极分解定理 (polar decomposition theorem), 461

L

零化子 (annihilator), 155

M

幂零 (nilpotent), 388

N

内积 (inner product), 419

逆 (inverse), 135

矩阵 (inverse matrix), 136

可逆 (invertible), 135

映射 (inverse map), 135

O

欧几里得空间 (Euclidean space), 469

P

裴蜀定理 (Bézout's Lemma), 335

平方根 (square root), 452

谱定理 (spectral theorem)

复谱定理, 438

实谱定理, 442

Q

强归纳法原理 (principle of strong induction), 32

奇异矩阵 (singular matrix), 136

奇异值 (singular value), 463

奇异值 (singular value decomposition), 463

群 (group), 3

Abel 群 (Abelian group), 交换群 (commutative group), 3

半群 (semigroup), 3

含么半群 (monoid), 3

R

Riesz 表示定理 (Riesz representation theorem), 426

若当块 (Jordan block), 400

若当形矩阵 (Jordan matrix), 403

弱主对角占优 (weakly diagonally dominant), 319

S

Schur 定理 (Schur's triangularization theorem), 425

商集 (quotient set), 11

数学归纳原理 (principle of mathematical induction), 30

Sylvester 定理 (Sylvester's criterion), 451

T

特征向量 (eigenvector), 342

广义 (generalized eigenvector), 389

特征值 (eigenvalue), 342

特征子空间 (eigenspace), 342

广义 (generalized eigenspace), 389

同构 (isomorphism), 108

等距同构 (isometric isomorphism), 448

映射 (isomorphism map), 108

自然同构 (natural isomorphism), 158

X

像 (image), 值域 (range), 93

线性变换, 算子 (operator), 87

商线性变换 (quotient operator), 340

限制线性变换 (restriction operator), 338

- 线性泛函 (linear functional), 151
- 线性空间 (linear space), 40
 - 互补子空间 (complementary subspaces), 80
 - 线性子空间 (linear subspace), 子空间 (subspace), 48
 - 不变子空间 (invariant subspace), 338
- 线性扩张 (linear span), 51
- 线性无关 (linearly independent), 55
- 线性相关 (linearly dependent), 55
- 线性映射 (linear map), 线性变换 (linear transformation), 87
 - 限制 (restriction map), 337

Y

- 酉矩阵 (unitary matrix), 446
- 域 (field), 4
- 余子式 (minor), 228
 - 代数余子式 (cofactor), 228

Z

- 正定矩阵 (positive definite matrix), 450
- 正规算子 (normal operator), 437
- 正交 (orthogonal), 421, 428
 - 标准正交 (orthonormal), 规范正交, 423
 - 补 (orthogonal complement), 427
- 正交矩阵 (orthogonal matrix), 446
- 正算子 (positive operator), 451
- 秩 (rank), 62
 - 行秩 (row rank), 181
 - 列秩 (column rank), 181
- 直和 (direct sum), 80
- 置换 (permutation), 302
- 转置 (transpose), 158
- 主子式 (principal minor), 241
 - 顺序主子式 (leading principal minor), 241
- 自伴算子 (self-adjoint operator), 435