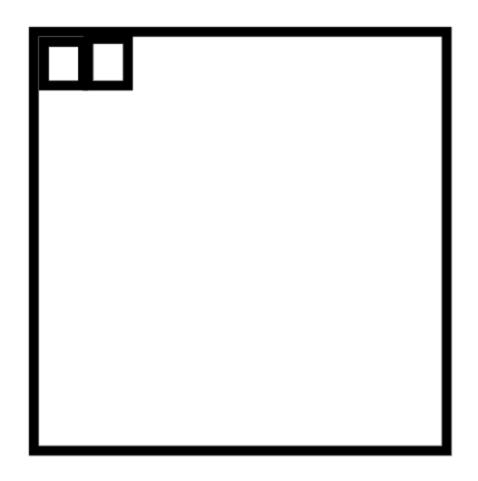
3.7 基变换和图像压缩

我们已经知道,通过选择合适的基底,计算可以变得更简单。这一原理的一个应用就是图像压缩。视频讲座、音乐和其他数据源包含大量信息;只有在我们改变记录这些信息所用的基底后,这些信息才能被高效地存储和传输。

图像的压缩

当我们有一个静态图像,他是 512×512 的。就是说他会被分为 512^2 个小格子,每格代表一个像素。就像是:



每一个小格子就是一个像素点(像素越多图像越清晰!),当这个图像是黑白的时候,每个像素点都有一个值代表其的灰度,那么总共有512²个小格子,把他们全部放在一个向量中,这个

$$\left| egin{array}{c} x_1 \ x_2 \end{array}
ight|$$

向量就有 512^2 个分量!就像是: x_3 而如果是彩色的图片,向量长度就是三倍,就是

$$\left|egin{array}{c} x_{512^2}
ight|$$

 $3 \times 512 \times 512$ 。因为我们需要三个值来代表颜色。

如果我们要标准基来表示上面的向量的话就得有5122个系数! 在5122维空间中,标准基是:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

0 , 0 ,..., 0 ,然后存储这些前面的系数需要5122个!

$$\begin{bmatrix} \cdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdots \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} \cdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

那么我们上课的视频也是需要这样去存储信息的。这个时候我们想象看,视频大部分都是对着黑板的,黑板大部分时间都是黑色的,就是黑板被写满,也只要一部分是白色的!那么大部分

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

像素的数值是一样的,那么这个时候我们不用标准基,而是用 1 这样,或者是 1 ,或

$$\begin{bmatrix} \cdots \\ 1 \end{bmatrix}$$
 $\begin{bmatrix} -1 \\ \cdots \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

者是 ... 。具体的我们没有算出,但是这些基一定是比标准基更简单的,同样在不同电源,

$$\begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ \dots \end{bmatrix}$$

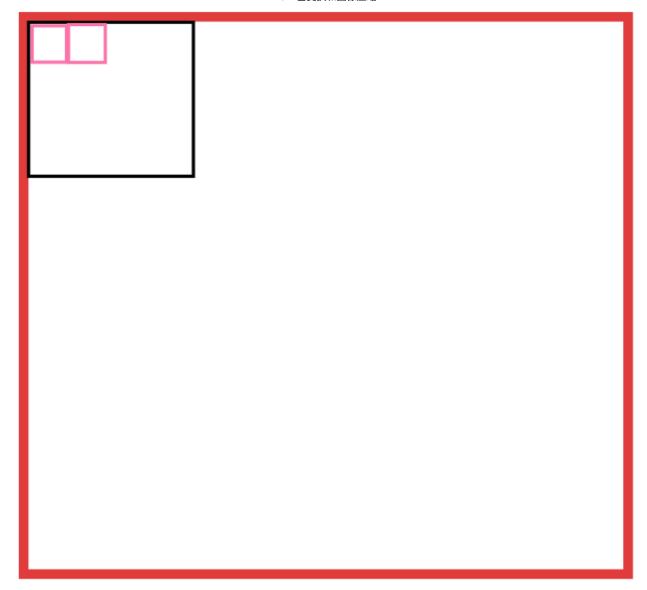
等等画面场景,基地的选择都是不同的!

那么接下来我们来说说最常用的几个基!

傅里叶基

傅里叶基,很简单,就是傅里叶矩阵的列向量。

对于一个 512×512 的图像,我们会把他分为64个大块,每一块有64个像素!如图:



就是这样的!然后一大块一大块的处理!那么对每一大块进行处理的时候,使用的傅里叶基 是:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ w^7 \end{bmatrix}$$

$$1 , w^2 , \dots, w^{14}$$

$$\vdots \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdots \\ w^7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cdots \\ w^{49} \end{bmatrix}$$

那么他们的具体压缩流程是怎么样的呢,如下:

信号 \mathbf{x} \rightarrow 经过调换傅里叶基得到 64 个系数 \mathbf{c} \rightarrow 丢掉其中很小的系数(即忽略肉眼看不出来的区别)得到 \hat{g} (很多零), \hat{g} 就是一组压缩后的系数 \rightarrow 使用压缩后的系数重构基向量得到 $\hat{x}=\Sigma\hat{c}_iv_i$

如上,整个处理过程中,第一步傅里叶基的变换过程是无损处理,而第二部的压缩过程是有损处理,最后导致 C'中很多项都是 0,需要储存的仅剩下很少的几项,这个过程中我们完成了压缩。

在视频中,我们不仅要考虑压缩每一帧,还要考虑压缩帧序列。相邻两帧之间的差异非常小。 如果我们处理得当,就只需要对帧与帧之间的差异进行编码和压缩,而不需要对每一帧都完整 地处理。而上面使用的傅里叶基的方法有一个著名的商业应用,JPEG,如果你经常和计算基 打交道,一定是熟悉他的!

除此之外还有一个很好的基,那就是哈尔小波基底,我们简称小波基。

哈尔小波基底

同样处理上面图像的一大块,8×8的维度,那么我们得到的小波基是:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$1 \quad 1 \quad -1 \quad 0 \quad 0 \quad 0$$

$$1 \quad 1 \quad -1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0$$

$$1 \quad -1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0$$

$$1 \quad -1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 0$$

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

JPEG 编码方法最接近的竞争对手是使用小波基底。(JPEG2000 改进了上述的哈尔小波。)在R® 的哈尔小波基底中,非零项一半是 1,一半是 -1(除了全为 1 的向量)。然而,一个基底向量的一半甚至四分之三的分量可能是 0。这些向量被选为正交的,并且可以调整为标准正交。

同样,他处理信息也是很不错的!比如一个任意的图形,整合为向量后是: $[c_1, c_2, \ldots, c_n]$ 。然而这是在标准基下的,如果我们使用的小波基,那么我们把小波基整合为一个矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots \\ \end{bmatrix}$$
 。我们称这个矩阵为W,那么怎么求 $[c_1, c_2, \dots, c_n]$ 转变基后的系数呢,那么就 $\begin{bmatrix} c_1 & 1 & \dots \\ 1 & 1 & \dots \\ \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} c_1 & 1 & \dots \\ 1 & 1 & \dots \\ \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} c_1 & 1 & \dots \\ 1 & 1 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \end{bmatrix}$,这样变化后的系数求一下矩阵的逆就出来的,当然上面的 $\begin{bmatrix} \dots \\ c_n \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} \dots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} \dots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} \dots \\ \vdots \\ \vdots \\ \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} \dots \\ \vdots \\ \vdots \\ \end{bmatrix}$

傅里叶基也是这样求解的!然后我们也需要舍弃一些系数进行压缩!小波基被用到许多新的技术上,比如指纹识别!当然他们的基底选择会比我们这里的例子更复杂!

好,那为什么这两个基我们说他们是常用的呢,他们好在哪里:

- (1) 容易求逆,从上面我们知道,要求改变基后的系数,那么对基底矩阵求逆是必须的,所以求逆非常重要。而这两个基组成的矩阵,一个是傅里叶矩阵,一个是正交矩阵,前者有傅里叶变换可以简化其的求基流程!后者我们之前说过的,一个正交矩阵的基等于他的转置!所以两者这两方面都很性质优良!
- (2) 有着很好的压缩性能!这个我就无法深入讲解了。大家可能需要深入的去学习非常前言的图像压缩技术才会理解!但是记住着两个基底的性质,会有助于你去理解的! 所以这两个矩阵都有很好的商业应用!

上面我们说了许多应用,都是涉及基的转换。下面我们就来从纯线性代数的角度来看看!

基变换

设矩阵 W 的列是新基底的基底向量。那么如果 x 是旧基底下的向量,我们可以用以下关系将 其转换为新基底下的向量 c: x=Wc

但是注意哦,这里的W可不是变换矩阵哦,这里的向量仅仅是对一个向量变换基底后的坐标变换进行求解,所以W就可以是新基地的列向量集成,但是我们求解线性变换的矩阵的时候可不是这么简单,或者说W这个矩阵对应的变换就是不变!

接下来我们通过线性变换的角度再谈一谈,若一线性变换 T,是从 8 维到 8维的: $R^8 \to R^8$,那么: 一组基 v1,v2,v3……v8,线性变换矩阵为 A,另外一组基 w1,w2,w3……w8,线性变换矩阵为 B。

首先注意这里的背景,这里是在讨论两种情况,即线性变换输入输出空间相同(就是基不变),也就是 A 作用前输入向量的基为 vi,则 A 作用后输出空间基还是 vi。B 也是一样。线性变换方式没有变化,只是在不同基下对应的坐标不同,线性变换矩阵不同。我们这里举这个例子是为了从线性变换矩阵的角度认识:不同基下,同一个线性变换对应的线性变换矩阵会有什么关系。

直接给出结论: 如果是同一种线性变换,在不同基下对应的线性变换矩阵为:

AB,则 A 与 B 相似。即: $B = M^{-1}AM$ (其中的M可以与W相同)!

所以这里我们区分一下,如果是线性变换的求坐标,那么就是上一讲说的求解方法。但是如果 不涉及线性变换,仅仅是给一个向量的基做变换,那么就是用原来的基集合的矩阵乘以原来基 的坐标等于新的基集合的矩阵乘以后面的坐标!数学表达就是:

$$egin{bmatrix} egin{bmatrix} c_1 \ c_2 \end{bmatrix} & egin{bmatrix} c_1 \ c_2 \end{bmatrix} & = egin{bmatrix} w_1 & w_2 & \dots & w_n \end{bmatrix} egin{bmatrix} x_1 \ x_2 \end{bmatrix} \circ (v_1 \dots v_n 和 w_1 \dots w_n 都是列向量!) \ egin{bmatrix} \dots \ c_n \end{bmatrix}$$

我们前面的例子是标准基,那么前面就是1,所以我们没有写出来!

然后接下来教授复习了对线性变换矩阵的求解的过程!简单来说,任何一个向量在原来的基下,都可以表示为原来的基的线性组合,换了基后,任何一个向量也可以转化为新的基的线性组合,组合的系数就是坐标!然而加上线性变换后,那么他们就存在一个子集关系,然后推理出新的求解过程。(大家可以去看看上一讲内容复习!)。而重点在于特征向量的出现!当我们把线性变换矩阵的特征向量作为新的基底的时候,线性变换矩阵一定是对角矩阵,这个我们需要记住!

这大概就是本节课的内容了!

讨论课

这节讨论可涉及多项式的向量空间,没有介绍更多的基转化的内容,也没有强调计算范式。而 且这讲本身也就是知识扩展,没什么计算的!我觉得没有什么价值,所以略过,大家感兴趣看 原视频!

但是我觉得值得说的就是多项式的向量空间的映射!

比如我们有一个多项式: $a_11 + a_2x + a_3x^2 + a_4x^3 + \cdots + a_nx^n$

那么我们分为两个向量来看待这个多项式,一个是基向量,就是 $(1, x, x^2, ..., x^n)$,他是**随 x 变化的**,所以每个 x 都对应一个不同的向量;然后有一个系数向量 $(a_1, a_2, ..., a_n)$,这是唯一确定的!

但是如果我们有许多个多项式,那么许多多项式也可以构成空间,这就是讨论课我觉得有价值的东西!

习题课

问题1

验证讲义中给出的 Haar 小波基向量彼此正交,并把它们的模长调整到 1,从而得到一组标准 正交基。

解答

讲义给出的 Haar 小波基向量为:

容易验证:第 2~8 个向量都与第 1 个向量正交,因为它们的内积都是"相同数量的 1 与 -1 之和",结果为零。同样的观察适用于其余所有配对。由于所有两两内积均为 0,这组向量相互正交。

为得到标准正交基,只需将每个向量除以其长度:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{array}{c} 1 \\ 1 \\ \sqrt{8} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 1 \end{array} , \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{8} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} , \begin{array}{c} -1 \\ 2 \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} , \begin{array}{c} 1 \\ 2 \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 1 \end{array} \\ \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{8} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 1 \end{array} , \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{8} \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} , \begin{array}{c} 1 \\ 2 \end{array} \begin{array}{c} -1 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} -1 \\ -1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2} \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} \begin{array}{c} 0 \\ 0 \end{array} \begin{array}{c} 1 \\ -1 \end{array} \begin{array}{c}$$

问题2

我们把所有元素为实数的 2×2 矩阵构成的集合看成一个向量空间。给出两种不同的基,并比较它们在描述对角矩阵、三角矩阵、对称矩阵时哪个更方便。

解答

答案有多种可能,最显然的一组基是:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

第二组基最好显著不同干上面这组。下面给出两个例子:

例 1

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}.$$

例 2

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

如果你怀疑这些矩阵是否线性无关,可以把它们看成 \mathbb{R}^4 里的向量,然后检查正交性或线性无关即可(上面的例子都满足)。

比较:

描述对角矩阵:第一种基最直观,只需前两与第四基矩阵的线性组合即可;第三种基也合适,因为对角矩阵可仅用第一、第二基矩阵表示。

3.7 基变换和图像压缩

- **描述三角矩阵**:第一种基同样方便,只需前三(上三角)或第一、第二、第四(下三角)即可。
- **描述对称矩阵**: 第三种基最方便,因为对称矩阵总可写成前三个基矩阵的线性组合,第四个基矩阵(反对称部分)系数为零。