人工智能 ——概述



饶洋辉 数据科学与计算机学院, 中山大学 raoyangh@mail.sysu.edu.cn

人类的自然智能伴随着人类活动 无时不在、无处不在。人类的许多活动, 如解题、下棋、猜谜、写作、编制计划 和编程,甚至驾车骑车等,都需要智能。 如果机器能够完成这些任务的一部分, 那么就可以认为机器已经具有某种程度 的"人工智能"。

- 从思维基础上讲,它是人们长期以来探索研制 能够进行计算、推理和其它思维活动的智能机 器的必然结果;
- 从理论基础上讲,它是信息论、控制论、系统 工程论、计算机科学、心理学、神经学、认知 科学、数学和哲学等多学科相互渗透的结果;
- 从物质和技术基础上讲,它是电子计算机和电子技术得到广泛应用的结果。

- 什么是人的智能?什么是人工智能?人的智能与人工智能有什么区别和联系?
- 为了了解人工智能,先熟悉一下与它有关的一些概念,这些概念涉及到信息、认识、知识、智力、智能。
- 不难看出,这些概念在逐步贴近人工智能。

我们首先看看什么是信息。信息与物质及能量 构成整个宇宙。

人们不能直接认识物质和能量,而是通过物质和能量的信息来认识它们。

人的认识过程为:信息经过感觉输入到神经系统,再经过大脑思维变为认识。

- 认识就是用符号去整理研究对象,并确定其联系。由认识可以继续探讨什么是知识、什么是智力。
- 知识是用人们对于可重复信息之间的联系的认识,知识也就是被认识了的信息和信息之间的联系,它是信息经过加工整理、解释、挑选和改造而形成的。

- 关于智力,科学家们有不同的定义。
- Wisterw: 智力是个体对生活中新问题和新条件的心理上的一般适应能力。
- Terman: 智力是抽象思维的能力。
- Buckinghan: 智力是学习的能力。

- Storddard: 智力是从事艰难、复杂、抽象、敏捷和创造性地活动以及集中能力和保持情绪稳定的能力。
- Piaget: 智力的本质就是适应, 使个体与环境取得平衡。
- Guilford: 智力是对信息进行处理的能力。

- 总而言之,智力看作个体的各种认识能力的综合,特别强调解决新问题的能力,抽象思维、学习能力、对环境适应能力。
- 有了知识和智力的定义后,一般将智能定义为:智能 = 知识集 + 智力。所以智能主要指 运用知识解决问题的能力,推理、学习和联想 是智能的重要因素。

- 人工智能,其英文是Artificial Intelligence, 简称AI。字面上的意义是智能的人工制品。
- 它是研究如何将人的智能转化为机器智能, 或者是用机器来模拟或实现人的智能。

- 通过计算来体现智能行为
 - 。例如,自然语言处理, ...





- 通过计算来体现智能行为
 - 。例如,自然语言处理, ...

机器人Pepper和阿里巴巴集团零售事业群总裁 张建锋互动:

.

Pepper: 快乐20,紧张60,生气0,悲伤0,我的情感引擎显示,您好象有点紧张,是吗?

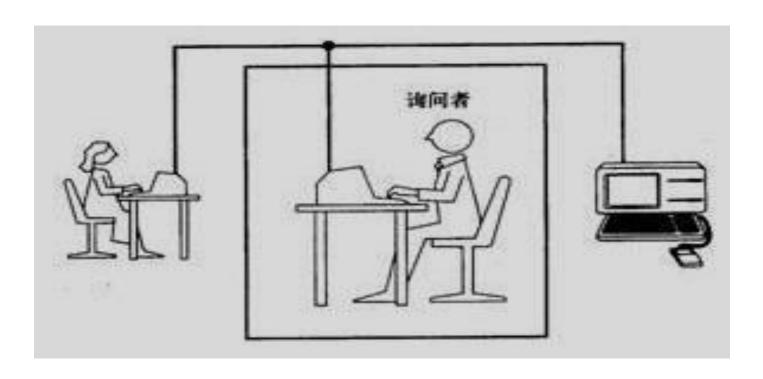
.

Pepper: 快乐80,紧张20,生气0,悲伤0。我的情感引擎显示你的心情似乎不错。你是不是开始喜欢我了?

• • • • •



1950年,阿兰•图灵提出图灵测试,为智能提供一个满足可操作要求的定义。图灵测试用人类的表现来衡量假设的智能机器的表现,这无疑是评价智能行为的最好且唯一的标准。



- 图灵称为"模仿游戏"的测试是这样进行的: 将一个人与一台机器置于一间房间中,而与另外一个人分隔开来,并把后一个人称为询问者。 询问者不能直接见到屋中任一方,也不能与他 们说话,因此,他不知道到底哪一个实体是机 器,只可以通过一个类似终端的文本设备与他 们联系。
- 然后,让询问者仅根据通过这个仪器提问收到的答案辨别出哪个是计算机,哪个是人。如果询问者不能区别出机器和人,那么根据图灵的理论,就可以认为这个机器是智能的。

如果机器具有智能,那么它的目标就是要使得提问者误认为它是人。因此,有时机器要故意伪装一下,例如:当提问者问"12324乘73981等于多少?"时,机器人应等几分钟回答一个有点错误的答案,这样才更显得像人在计算。当然,一台机器要通过图灵测试主要的是它具有的知识总量和具有大量的人的基本常识。

• 1956年: 达特茅斯会议中,第一次提出 "人工智能"一词,标志着人工智能正 式诞生。

• 1957年: 罗森布拉特发明感知机算法

• 1969年:阿瑟·布莱森和何毓琦描述了 反向传播作为一种多阶段动态系统优化 方法,可用于多层人工神经网络,奠定 了现今深度学习的基础

- 90年代中期: 统计学习登场,并迅速占据 主流舞台,代表性技术是SVM以及核方法。
- 1997年: 赛普·霍克赖特和于尔根·施密德胡伯提出长短期记忆人工神经网络概念,解决了传统神经网络中梯度弥散的问题。
- 1997同年, IBM研发的"深蓝"(Deep Blue)成为第一个击败人类象棋冠军的电脑程序。

- 2004年: 第一届DARPA自动驾驶汽车挑战 赛在莫哈韦沙漠举行。
- 2010年后: 深度学习的广泛应用使语音识别的准确率大幅提升,像 Siri、和 Echo 等,可以实现不同语言间的交流,从语音中说一段话,随之将其翻译为另一种文字
- 2016 年 3 月, 谷歌 DeepMind 研发的 AlphaGo在围棋人机大战中击败韩国职业 九段棋手李世乭。

• 2017年10月19日:

今日Nature: 人工智能从0到1, 无师自通完爆阿法狗100-0

Nature今天上线的这篇重磅论文,详细介绍了谷歌DeepMind团队最新的研究成果。**人工智能的一项重要目标,是在没有任何先验知识的前提下,通过完全的自学,在极具挑战的领域,达到超人的境地**。去年,阿法狗(AlphaGo)代表人工智能在围棋领域首次战胜了人类的世界冠军,但其棋艺的精进,是建立在计算机通过海量的历史棋谱学习参悟人类棋艺的基础之上,进而自我训练,实现超越。

这篇论文数据显示学习人类选手的下法虽然能在训练之初获得较好的棋力,但在训练后期所能达到的棋力却只能与原版的AlphaGo相近,而不学习人类下法的AlphaGo Zero最终却能表现得更好。这或许说明人类的下棋数据将算法导向了局部最优(local optima),而实际更优或者最优的下法与人类的下法存在一些本质的不同,人类实际'误导'了AlphaGo。有趣的是如果AlphaGo Zero放弃学习人类而使用完全随机的初始下法,训练过程也一直朝着收敛的方向进行,而没有产生难以收敛的现象。

AI的主要研究领域

- 逻辑, 1950年代
 - 。"知识"是通过专家来学习并迁移的
 - 。命题逻辑,一阶谓词逻辑,模糊逻辑...

逻辑

- "对"或"错"
- 否定
- 连接
- 分离
- 蕴涵
- 等价
- 全称量词
- 存在量词
- •

```
~~欢迎您!~~~
游戏: 五子棋
      人机对弈2
```

逻辑

- "对"或"错"
- 否定
- 连接
- 分离
- 蕴涵
- 等价
- 全称量词
- 存在量词

•

AI的主要研究领域

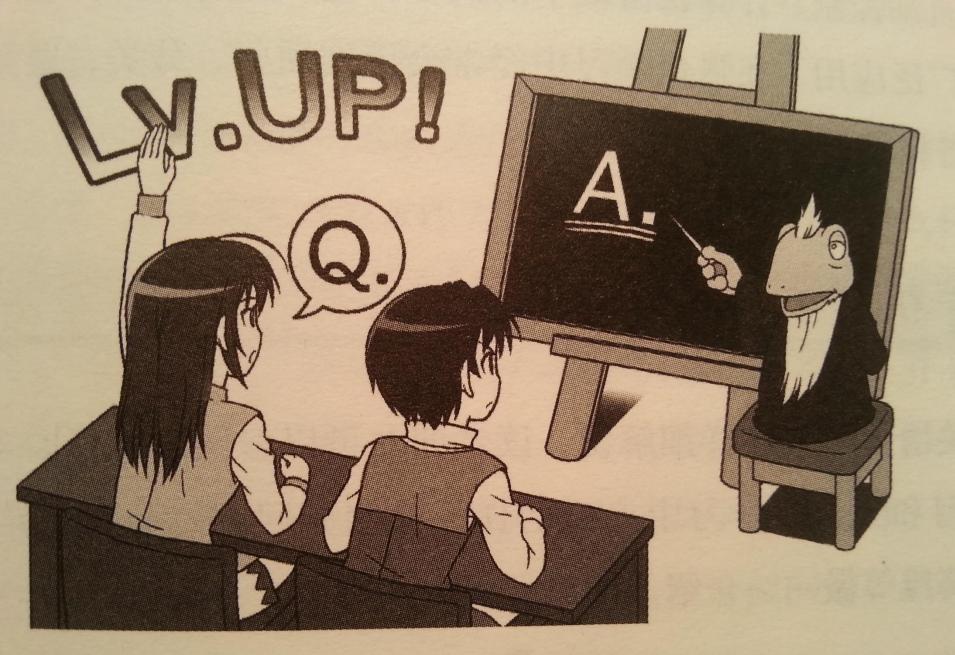
- 逻辑, 1950年代
 - 。"知识"是通过专家来迁移的
 - 。命题逻辑,一阶谓词逻辑,模糊逻辑...
- 机器学习, 1990~
 - 。"知识"主要通过计算机学习
 - 。监督学习:分类,回归...
 - 。无监督学习:关联规则挖掘,聚类...

机器学习

• 汤姆米切尔(1997): 机器学习指一个电脑程序从经验 E (例如标签数据) 中学习如何提高某些任务 T (例如分类) 的性能指标 P (例如精度和召回率),即以P作为指标,通过E来提高T的表现。

机器学习

- 机器学习就是让计算机能够像人那样自动获取新知识,并在实践中不断地完善自我和增强能力,使得系统在下一次执行同样任务或类似的任务时,会比现在做得更好或效率更高。
- 机器学习的研究一方面可以使机器能自动获取知识, 赋予机器更多的智能;另一方面可以进一步揭示人 类思维规律和学习奥秘,帮助人们提高学习效率。 机器学习的研究还会对记忆存储模式、信息输入方 式及计算机体系结构产生重大影响。



监督学习

监督学习

- 。贷款用户: 高风险或者低风险? <-> 银行家
- 。人:健康或者患病? <-> 医生
- 。一朵鸢尾花:山鸢尾,变色鸢尾还是维珍尼亚鸢尾? <-> 植物学家







- 让计算机像专家一样聪明
 - 。判断一个人是健康还是患病
 - 。识别出艺术作品或者书的作者
 - 。识别出某种动物或者植物的种类

- 让计算机像专家一样聪明
 - 。判断一个人是健康还是患病
 - 。识别出艺术作品或者书的作者
 - 。识别出某种动物或者植物的种类
- 训练数据:输入的样本向量以及样本所对应的目标向量
 - 。输入样本向量:高度,重量,是否有尾巴?
 - 。目标向量: 人 或者 猴子

- 让计算机像专家一样聪明
 - 。判断一个人是健康还是患病
 - 。识别出艺术作品或者书的作者
 - 。识别出某种动物或者植物的种类
- 训练数据:输入的样本向量以及样本所对应的目标向量
 - 。输入样本向量: 高度, 重量, 是否有尾巴?
 - 。 目标向量: 人 或者 猴子
- 什么属性能比较好的将鸟与其他物种区分开?







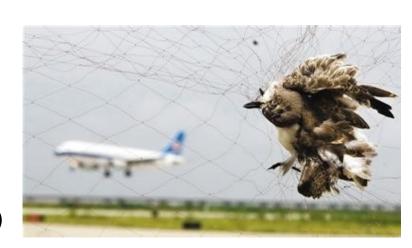


- 鸟的输入向量:
 - 。能否移动?
 - 。能否发出叽喳声?
 - 。有没有羽毛?
 - 。大小(长度,重量,高度)
 - 。对声音是否敏感
 - • •

- 鸟的输入向量:
 - 。能否移动?
 - 。能否发出叽喳声?
 - 。有没有羽毛?
 - 。大小(长度,重量,高度)
 - 。对声音是否敏感

0







- 机器学习的数据集
 - UCI Machine Learning Repository (http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html)
- 鸢尾花数据
 - http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris
 - · Fisher (experts) 提供的花朵特征
 - · 萼长 (cm), 萼宽 (cm), 花瓣长度 (cm), 花瓣宽度 (cm), 类别

```
5.3,3.7,1.5,0.2, Iris-setosa

5.0,3.3,1.4,0.2, Iris-setosa

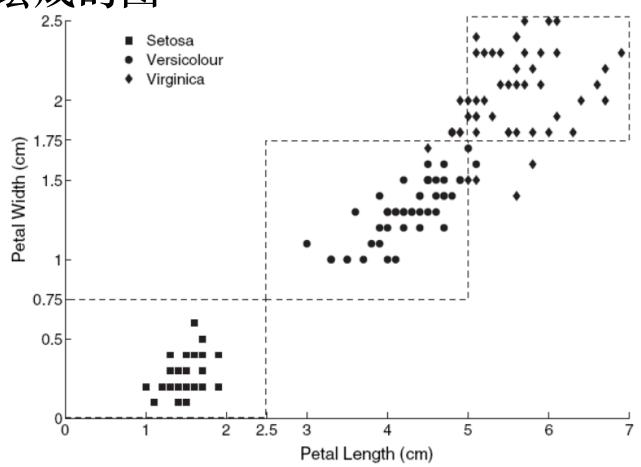
7.0,3.2,4.7,1.4, Iris-versicolor

6.4,3.2,4.5,1.5, Iris-versicolor

6.3,3.3,6.0,2.5, Iris-virginica

5.8,2.7,5.1,1.9, Iris-virginica
```

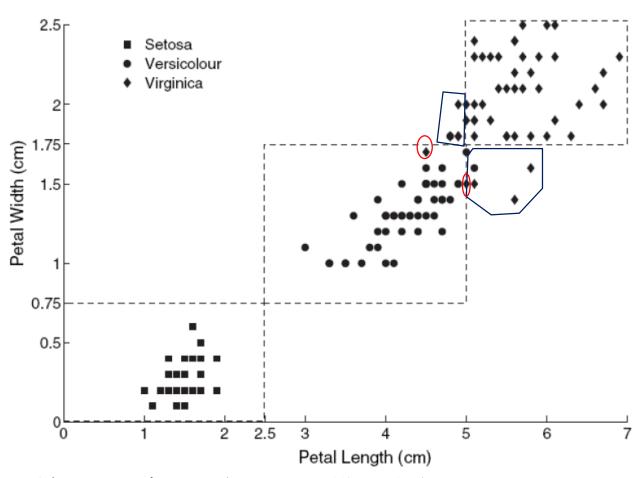
• 用花瓣长度 (cm) 与花瓣宽度 (cm) 绘成的图



- 基于这些数据的分类结果,可以推出以下的规则:
 - 。花瓣宽度与长度均短的是山鸢尾
 - 。花瓣宽度与长度中等的是变色鸢尾
 - 。花瓣宽度与长度较长的是维珍尼亚鸢尾

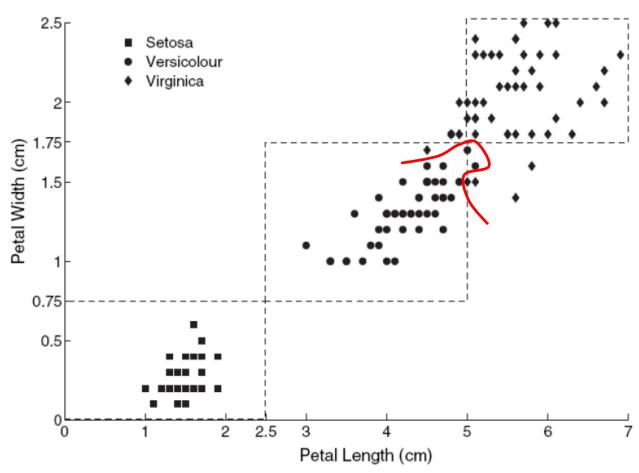
- 这些规则无法将所有的花都正确的分类
 - 。属于山鸢尾的花可以很好的通过花瓣长度与宽度与其他两种花区分开
 - 。但是变色鸢尾和维珍尼亚鸢尾依照花瓣长 度与宽度这两种特性,会有重叠的物种
- 如何解决?

分类



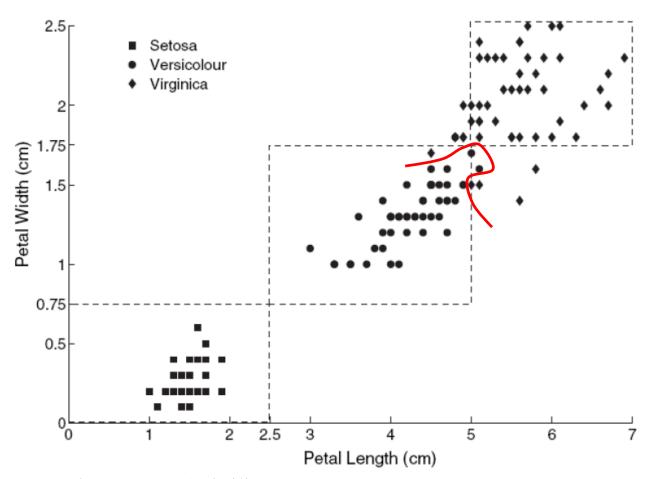
- 1. 被红线圈起来的记录点:错误分类
- 2. 被蓝线圈起来的记录点:未分类

分类



1. 一个更好的分类模型

分类



- 1. 一个更好的分类模型
- 2. 添加更多的特性 (比如 萼长与萼宽,以及其他可能的特性)

监督学习

- 回归
 - 。与统计学高度相关
 - 。有很多关注的量化指标:
 - 一个人的预期寿命
 - 一篇期刊文章的被引用数
 - 明日某城市的气温
 - •
 - 。挖掘一系列独立变量(X)与依赖变量(Y) 的潜在联系

回归

• 对于建立一个回归模型来说,下面哪一点是错误的?

(X: 独立变量; Y: 依赖变量)

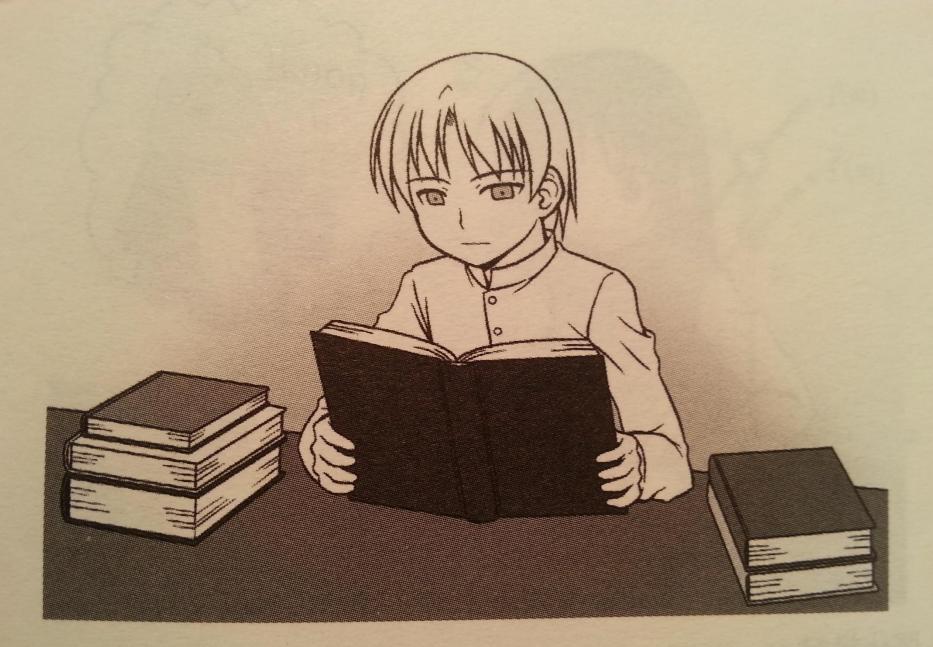
- 。1. X 是一名工作者的工作时长, Y 是这名工作者的薪水
- 。2. X 是一名孩子的身高, Y 是这名孩子的父亲或者母亲的身高
- 。3. X 是某产品的产出量, Y 是某产品的消耗量
- · 4. X 是某产品的消耗量, Y 是某产品的产出量

回归

• 对于建立一个回归模型来说,下面哪一点是错误的?

(X: 独立变量; Y: 依赖变量)

- 。1. X 是一名工作者的工作时长, Y 是这名工作者的薪水
- · 2. X 是一名孩子的身高, Y 是这名孩子的父亲或者母亲的身高
- 。3. X 是某产品的产出量, Y 是某产品的消耗量
- · 4. X 是某产品的消耗量, Y 是某产品的产出量



无监督学习

无监督学习

- 关联规则
 - 检测在许多记录中频繁共同出现的特征集 合或者数据集合
 - 。比如:周四下午4-11点,消费者通常会一 起购买尿布以及啤酒





关联规则

- 数据从哪来?
 - 。 超市交易,客户的投诉电话,优惠券等
- 市场交叉分析
 - 。 购物推荐, 交叉售卖
 - 在购买了某推荐产品之后后续将购买的商品是什么?
 - 。目标市场
 - 。什么类型的用户购买什么类型的产品
- 目录设计

无监督学习

• 聚类

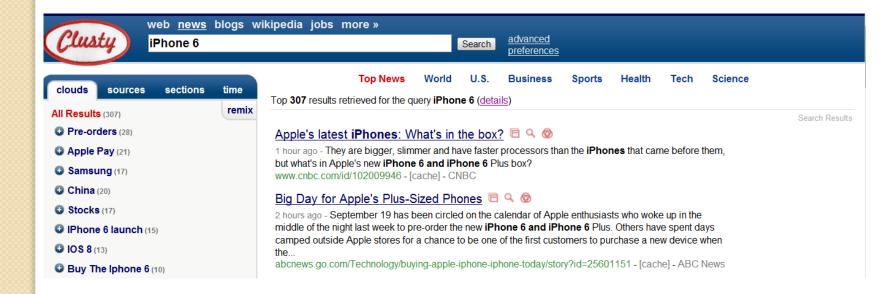
- · 寻找密集相关的记录的组群 (比如用户,文章,基因,行星)
- 。可以用于
 - 数据压缩
 - 异常检测
 - 降低维度
 - 相关的用户/产品的组群划分

聚类

- 关键步骤
 - 。每一条记录的特征提取
 - 亚马逊的一名用户
 - 一篇文章,等等
 - 。给每个特征一个权重
 - 线性
 - 非线性, 等等
 - 。对每对记录进行相关性的衡量
 - ·欧氏距离
 - 余弦相似度



- 如何将以下的三篇文章划分为两个类?
 - 1: I'm involved in the release of apple's iPhone 6.
 - 2: Apple's iPhone 6 released on Friday.
 - 3: I've eaten an apple this Friday.



• 向量 x 与 y 之间的欧式距离用如下公式 计算:

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (x_k - y_k)^2}$$

其中

- 。n 是向量的维度
- x_k 和 y_k 是 x 与 y 的第 k 项元素

• 欧式距离的衡量公式可以一般化成闵可夫斯基距离 (*Minkowski* distance metric)

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\sum_{k=1}^{n} |x_k - y_k|^r\right)^{\frac{1}{r}}$$

- 闵可夫斯基距离的三个常见的例子:
 - ∘ r=1: 街区距离 (City block distance, L₁ norm)
 - r=2: 欧式距离 (Euclidean distance, L₂ norm)
 - r=∞: 极大距离 (Supremum distance, L_{max} or L_{∞} norm), 该距离是两向量对应元素之间差距最大的距离

• 四个向量的 x 与 y 坐标如下:

$$p1 = <0, 2>$$

$$p2 = <2, 0>$$

$$p3 = <3, 1>$$

$$p4 = <5, 1>$$

L_1	p1	p2	р3	p4
p1	0.0	4.0	4.0	6.0
p2	4.0	0.0	2.0	4.0
p3	4.0	2.0	0.0	2.0
p4	6.0	4.0	2.0	0.0

L ₂	p1	p2	р3	p4
p1	0.0	2.8	3.2	5.1
p2	2.8	0.0	1.4	3.2
р3	3.2	1.4	0.0	2.0
p4	5.1	3.2	2.0	0.0

L _{max}	p1	p2	р3	p4
p1	0.0	2.0	3.0	5.0
p2	2.0	0.0	1.0	3.0
р3	3.0	1.0	0.0	2.0
p4	5.0	3.0	2.0	0.0

实验课要求

 实验课需要一定的编程基础以及数学基础, 从对公式的推导再到代码的实现,都会在实验课内容中体现。

• 编程基础包括:

- · 熟练掌握C/C++、JAVA、Python等任意一门编程语言。对语言熟悉的意思是要可以用该门语言的基础编程语句完成所有的编程,并不是调用现成函数包。
- 。人工智能模型强调运算效率。模型的代码实现是基本要求。在此基础上,会要求大家对模型代码进行优化设计,并且进行效率上的比较和分析。

实验课要求

- 数学基础包括但不限于:
 - 熟悉如何对复合函数的特定自变量进行求导,对复杂函数的特定积分元进行积分。
 - 。 概率学基础知识(如条件概率的计算等),对经典概率函数有所了解(正态分布,高斯分布等)。
 - 。线性代数基础知识。包括如何解矩阵方程组,常用矩阵运算的实现,稀疏矩阵的定义等。
 - 。了解一些常用的数学知识,如最大似然估计算法原理, 余弦距离计算方法,线性回归等各种回归算法的原理 等(不作强制要求)。
- 实验课主要包括:指导实验内容以及验收之前一次的实验内容,验收主要包括推导公式,解释代码以及现场跑结果。