



80206085244011 (40/2)

Basic Concepts of **Pattern Recognition & Machine Learning**



Yong Wang

University of Chinese Academy of Sciences

2018.03.04

模式识别与机器学习的基本概念

少年不知勤学苦
老来方恨读书迟

2017—2018学年春季和夏季学期校历																				
年 度 year	2018 春季学期 (Spring Semester)																2018夏季学期 (Summer Semester)			
	三月 (Mar)				四月 (Apr)				五月 (May)				六月 (Jun)				六月 (Jun)	七月 (Jul)		
月 份 month																				
周 次 week	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	I -17	II -18	III -19	IV -20
星 期 一 (Mon)	5	12	19	26	2	9	16	23	30	7	14	21	28	4	11	18端午节	25	2	9	16
星 期 二 (Tue)	6	13	20	27	3	10	17	24	1劳动节	8	15	22	29	5	12	19	26	3	10	17
星 期 三 (Wed)	7	14	21	28	4	11	18	25	2	9	16	23	30	6	13	20	27	4	11	18
星 期 四 (Thu)	8	15	22	29	5清明节	12	19	26	3	10	17	24	31	7	14	21	28	5	12	19
星 期 五 (Fri)	9	16	23	30	6	13	20	27	4	11	18	25	1	8	15	22	29	6	13	20
星 期 六 (Sat)	10	17	24	31	7	14	21	28	5	12	19	26	2	9	16	23	30	7	14	21
星 期 日 (Sun)	11	18	25	1	8	15	22	29	6	13	20	27	3	10	17	24	1	8	15	22
       																				

8:30 – 12:00 AM

计算机技术
专业选修课

- 模式识别与机器学习概述
- 数据预处理
- 算法分析：有监督的机器学习方法
- 算法分析：无监督的机器学习方法
- 独立于算法的机器学习方法
- 算法分析：关联分析

考核方式:

1、 小组项目 (50%)

调研报告 (5月1日之前)

2、 个人项目 (50%)

实验报告 (6月10日之前)



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别（第三版），清华大学出版社，2010

作者: 张学工

机器学习，清华大学出版社，2016

作者: 周志华

数据挖掘：实用机器学习工具与技术(第三版)，机械工业出版社，2014

作者: (新西兰) Ian H. Witten, Eibe Frank, Mark A. Hall 译者: 李川, 张永辉

模式分类，机械工业出版社，2003

作者: (美国) R. Duda, P. Hart, D. Stork 译者: 李宏东等

统计学习方法，清华大学出版社，2012

作者: 李航

机器学习导论（第三版），机械工业出版社，2016

作者: 埃塞姆 阿培丁 (Ethem Alpaydin)

Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006

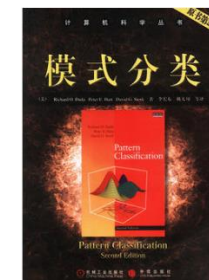
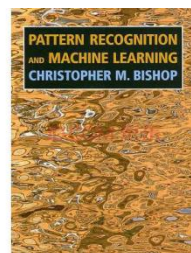
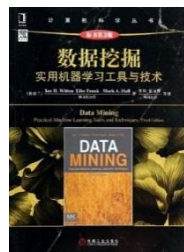
作者: (美国) Christopher M. Bishop

数据挖掘：概念与技术(第三版)，机械工业出版社，2012

作者: (加拿大) Jiawei Han, Micheline Kamber 译者: 范明, 孟小峰

数据挖掘与机器学习——WEKA应用技术与实践，清华大学出版社，2014

作者: 袁梅宇



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

模式识别是研究用计算机**自动识别**事物的一门科学，其目的是用机器完成类似于人类智能通过视觉、听觉等感官去识别外界环境所进行的工作，它包括图像识别、语音识别、**语义理解**等典型应用

- **模式 (Pattern): 区别事物的时空特征组合**

广义地说，存在于时间和空间中可观察的物体，如果我们可以区别它们是否相同或是否相似，都可以称之为模式

模式的直观特性 {
可观察性
可区分性
相似性



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式不是事物本身，而是从事物获得的信息，因此，模式往往表现为具有时间和空间分布的信息。比如，个人的照片、歌曲旋律、狗的步态等
- 可以区分模式之间是否相似（与问题有关）
- 模式一般用向量来表示 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，下标可以反映时间特性、空间特性或者其他标识（图像的各个像素点的灰度值、歌曲的调式音阶、狗行走的步幅）
- 模式类：模式所属的类别或同一类中模式的总体（简称类）



模式识别与机器学习的基本概念

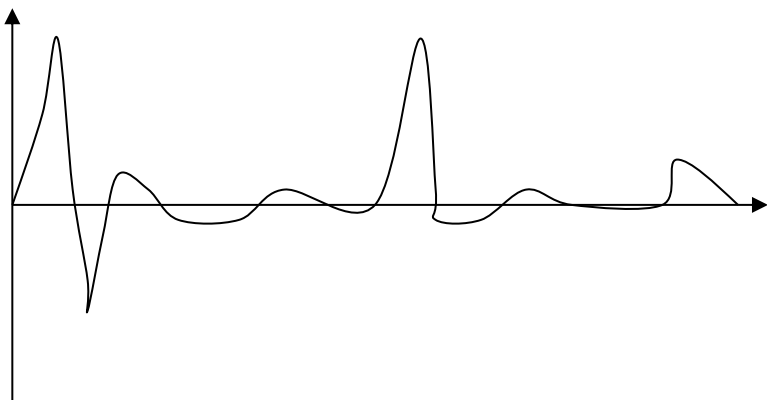
模式识别 (Pattern Recognition)

- 识别 (Recognition): 应用事物的时空特征识别事物



识别器

名字



识别器

正常声音

异常声音

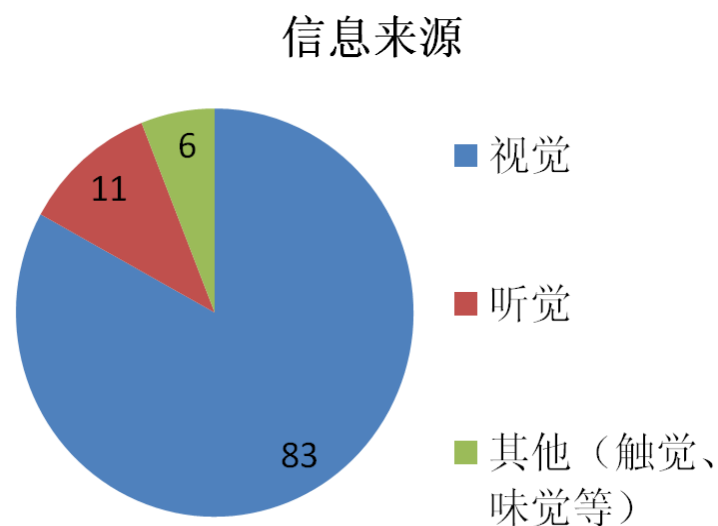
广义：模式识别不等同于模式分类，也包括模式发现、模式评估、模式解释等

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 人类的模式识别能力

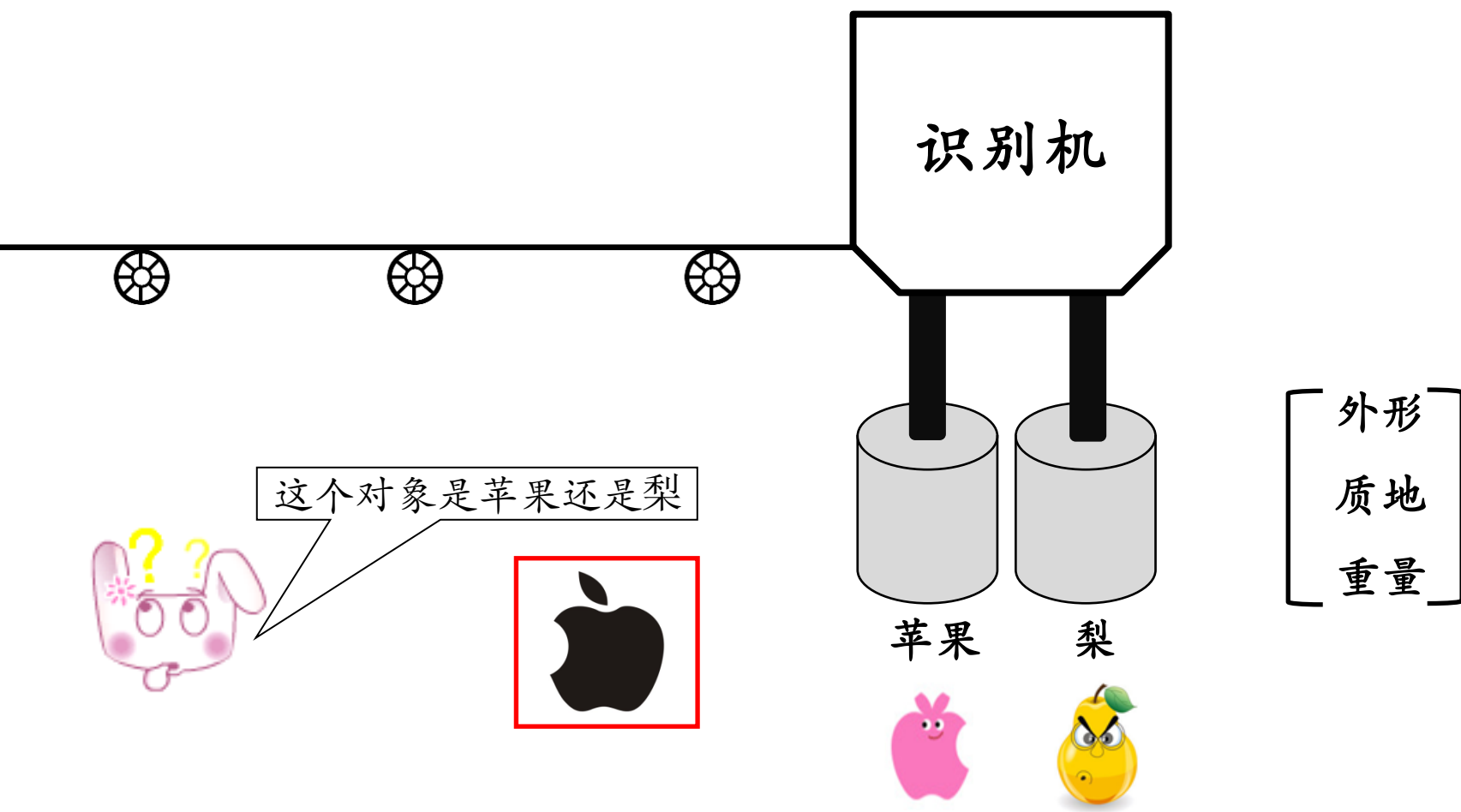
人类具有通过视觉、嗅觉、听觉、味觉、触觉接收外界信息、再经过人脑根据已有知识进行适当的处理后作出的判别事物或者划分事物性质（类别）的能力



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 人类的模式识别能力 (Example)



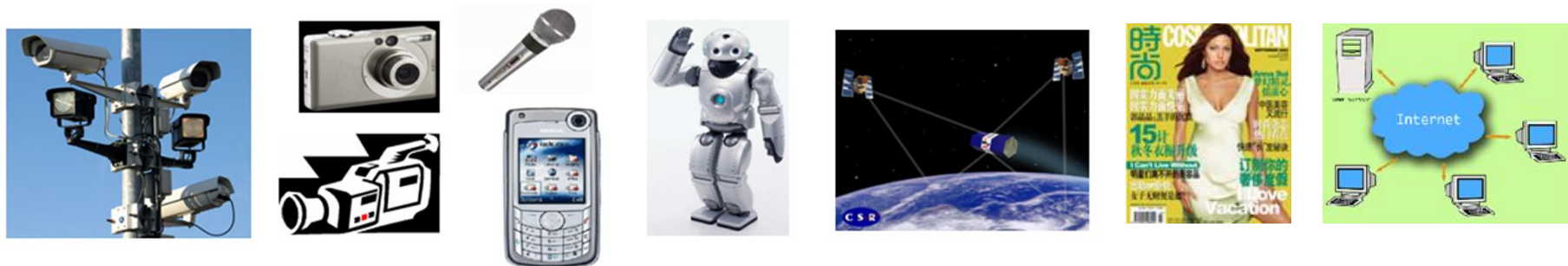
模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别的难点

人和动物的模式识别能力是极其平常的，但对计算机来说却是非常困难的

➤ 数字化感知数据：来源丰富、数量巨大



➤ 感知数据：非结构化（像素、声波、语义等）



语音

文本

网络数据

医学图像

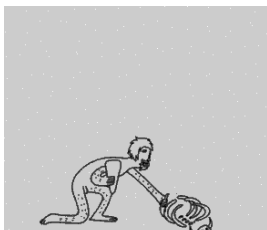
视频监控

遥感图像

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 人类与机器识别事物原理的比较



人类：具有提取抽象概念的能力

人们在学习与认识事物的过程中会总结规律，分析事物中哪些是本质，哪些是表象，或由偶然因素引起的，并把这些规律性的东西抽象成“概念”



机器：缺乏抽象能力

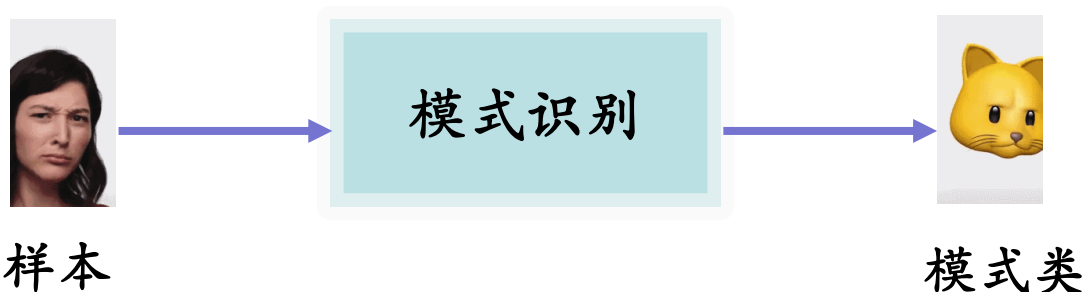
对事物进行辨别的最基本方法是计算，要让机器正确辨别事物，就要求能够研究出好的方法，构造出好的系统，使机器辨别事物的本领更强

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别过程

模式识别是从样本到模式类的映射



例：医生给一个病人看病（模式识别的完整过程）

- 测量病人的体温和血压，化验血沉，询问临床表现
- 通过综合分析，抓住主要病症
- 医生运用自己的知识，根据主要病症，作出正确的诊断

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别术语 (业务角度)

- **样本(sample, object)**: 医院里的众多患者, 每个患者都是一个样本
- **单一样本**: 请医生给出诊断的某一个患者, 就是众多患者中的一个样本
- **模式样本**: 具有某种模式的样本
- **样本的测量值**: 患者的体温、血压等测量值
- **样本特征**: 患者的主要病症

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别术语（业务角度）

- **模式采集**：获取某样本的各测量值的过程
- **特征抽取、特征选择**：模式样本各测量值经过综合分析找出主要病症
- **分类判决**：医生运用自己的知识作出诊断
- **判决准则、判决规则**：医生的知识
- **判决结果**：把患者区别成某种疾病的患者（也就是把样本（患者）区别为相应类型（疾病）

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别过程的数学描述

- 给定一个训练样本的特征矢量集合:

$$D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in R^d$$

- 分别属于c个类别:

$$w_1, w_2, \dots, w_c$$

- 设计出一个分类器, 能够对未知类别样本 x 进行分类

$$y = g(x), \quad R^d \rightarrow \{1, \dots, c\}$$



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别术语 (学术角度)

- **模式空间的维数**: 与选择的样本, 测量方法, 特定应用有关, 在模式空间里, 每个模式样本都是一个点
- **特征空间**: 模式空间常常不能反映样本的实质, 机器在作出判断之前要对模式空间里的各坐标元素进行综合分析, 以获取最能揭示样本属性的观测量作为主要特征, 这些主要特征就构成特征空间, 常常选取**不变性特征**
- **特征抽取和特征选择**: 从模式空间到特征空间所需要的综合分析, 往往包含适当的变换和选择, 这个过程称为特征抽取和特征选择

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

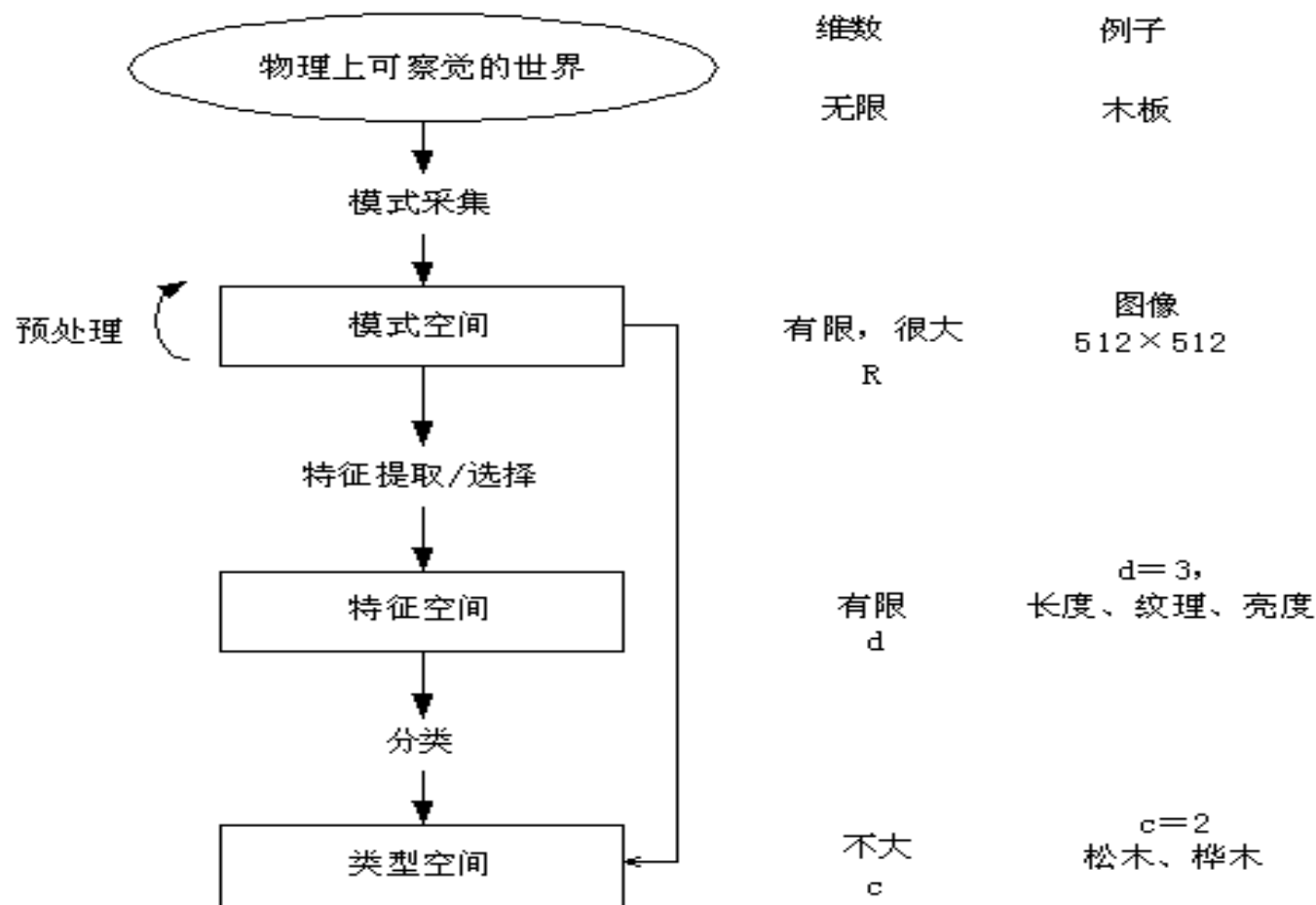
- 模式识别术语 (学术角度)

- **类型空间 (解释空间)**：根据适当的判决规则，把特征空间里的样本区分成不同的类型，从而把特征空间塑造成了类型空间
- **判决规则**：由某些知识和经验可以确定的分类准则
- **决策面**：不同类型之间的分界面
- **分类判决**：由特征空间到类型空间所需要的操作就是分类判决
- **模式识别过程**：从物理上可以觉察到的世界，通过**模式空间**、**特征空间**到**类型空间**，经历了模式采集、特征提取/选择、以及分类决策等过程，这就是一个完整的模式识别过程

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别过程的图形表示



一般来说: $c < d \ll R \ll \text{无限}$

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别过程的示例

在传送带上用光学传感器件对鱼按品种分类



鲈鱼 (Seabass)



鲑鱼 (Salmon)



模式识别 (Pattern Recognition)

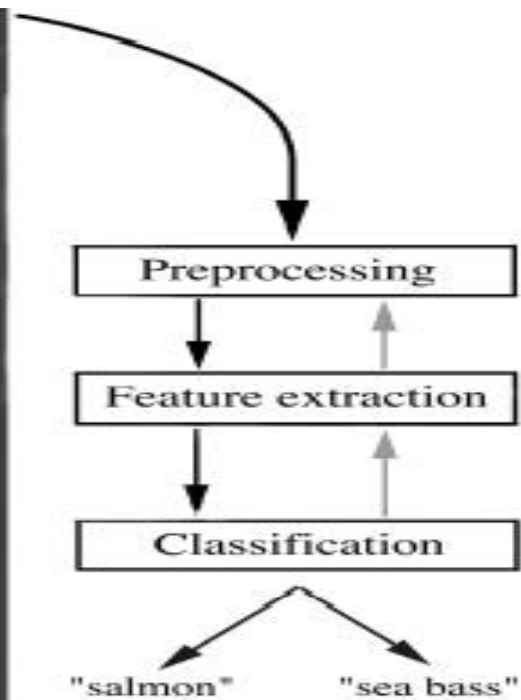
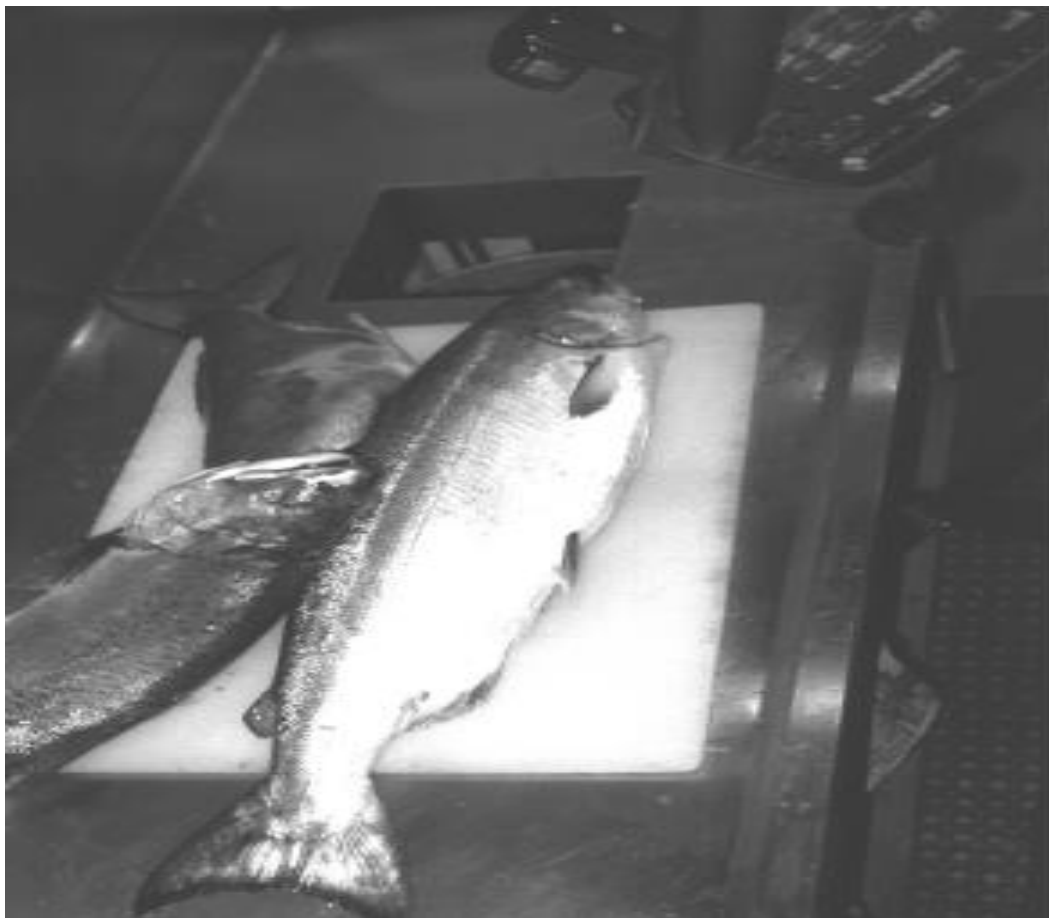
● 模式识别过程的示例

- 数据获取：架设一个摄像机，采集一些样本图像，获取样本数据
- 预处理：去噪声，用一个分割操作把鱼和鱼之间以及鱼和背景之间分开
- 特征提取和选择：对单个鱼的信息进行特征选择，从而通过测量某些特征来减少信息量
 - 长度
 - 亮度
 - 宽度
 - 鱼翅的数量和形状
 - 嘴的位置，等等 ...
- 分类决策：把特征送入决策分类器

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

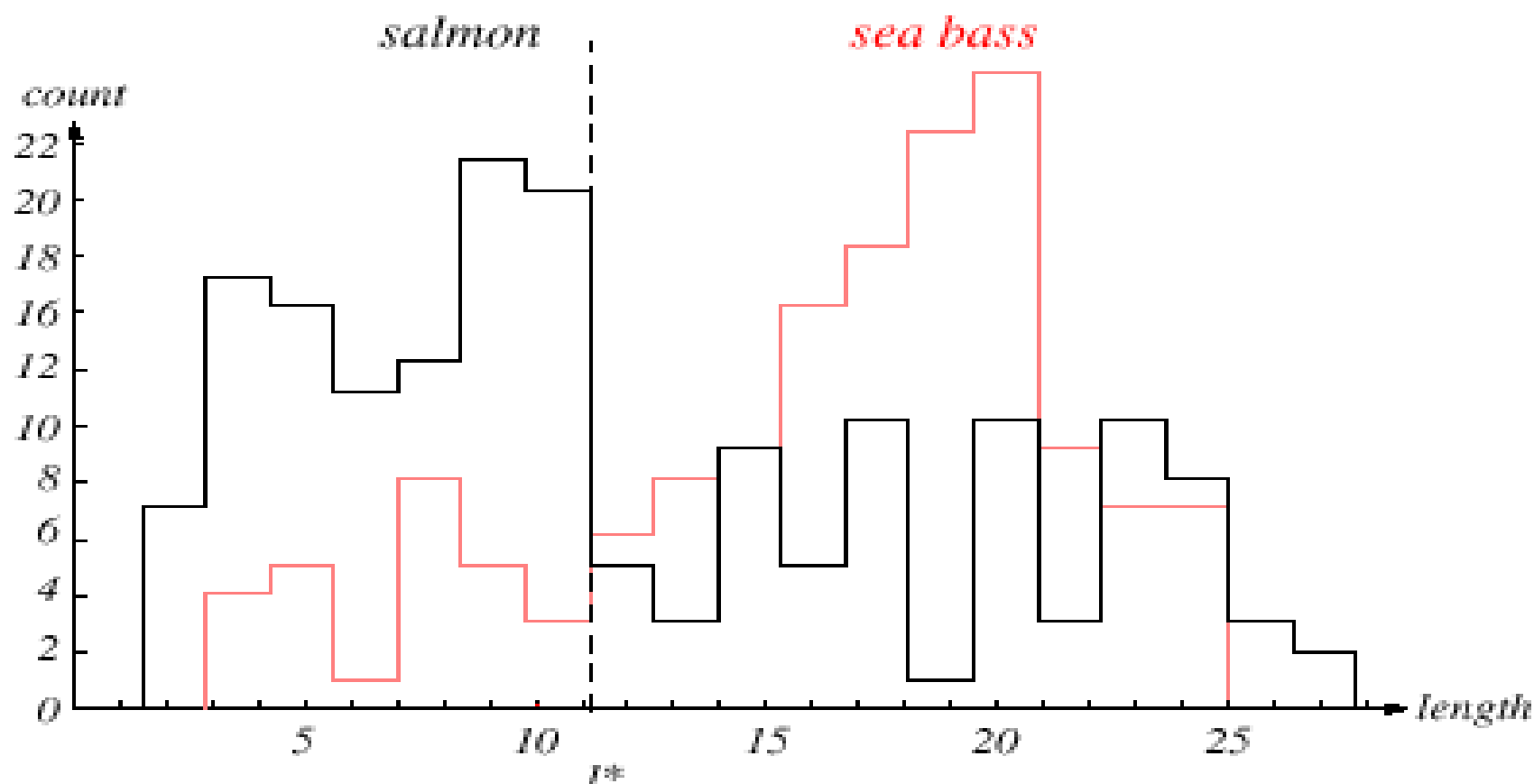
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

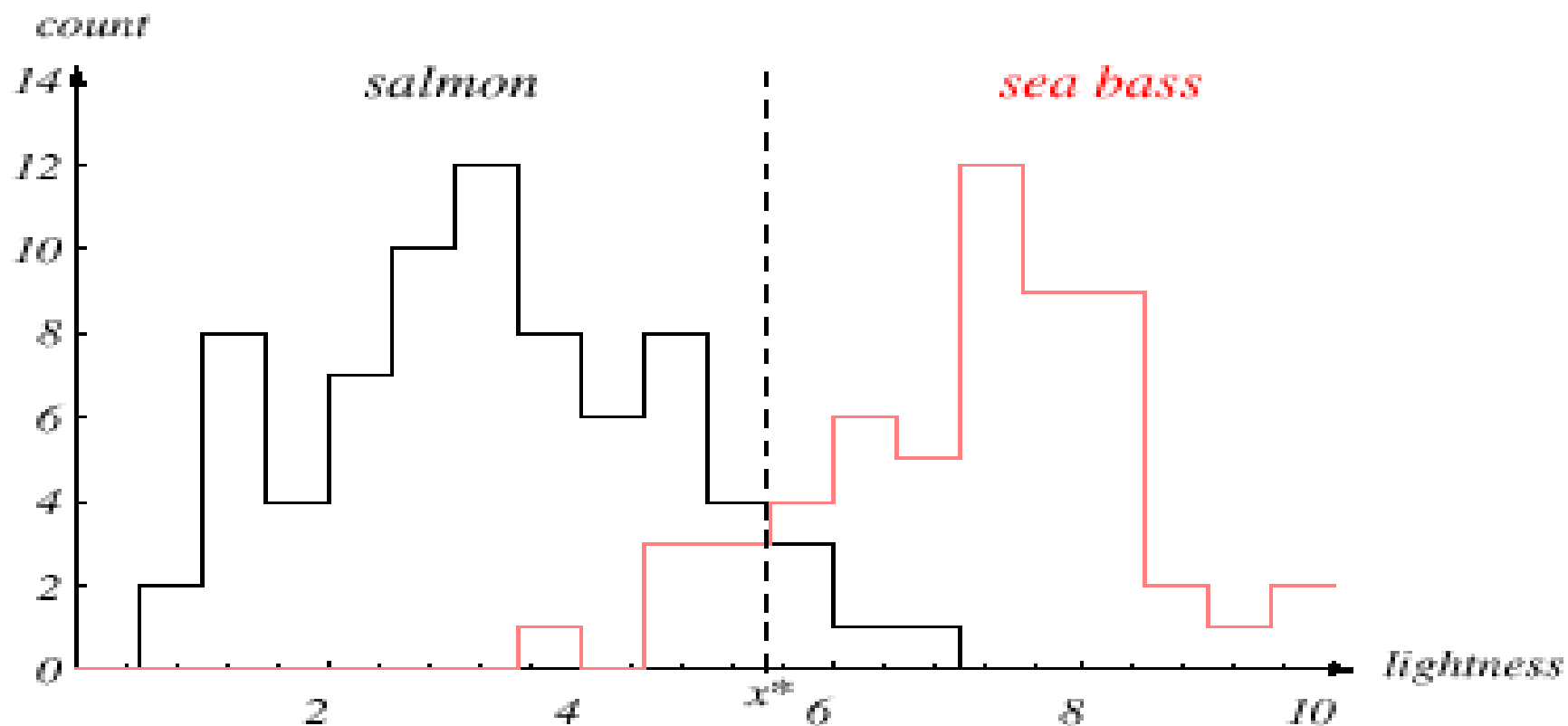
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

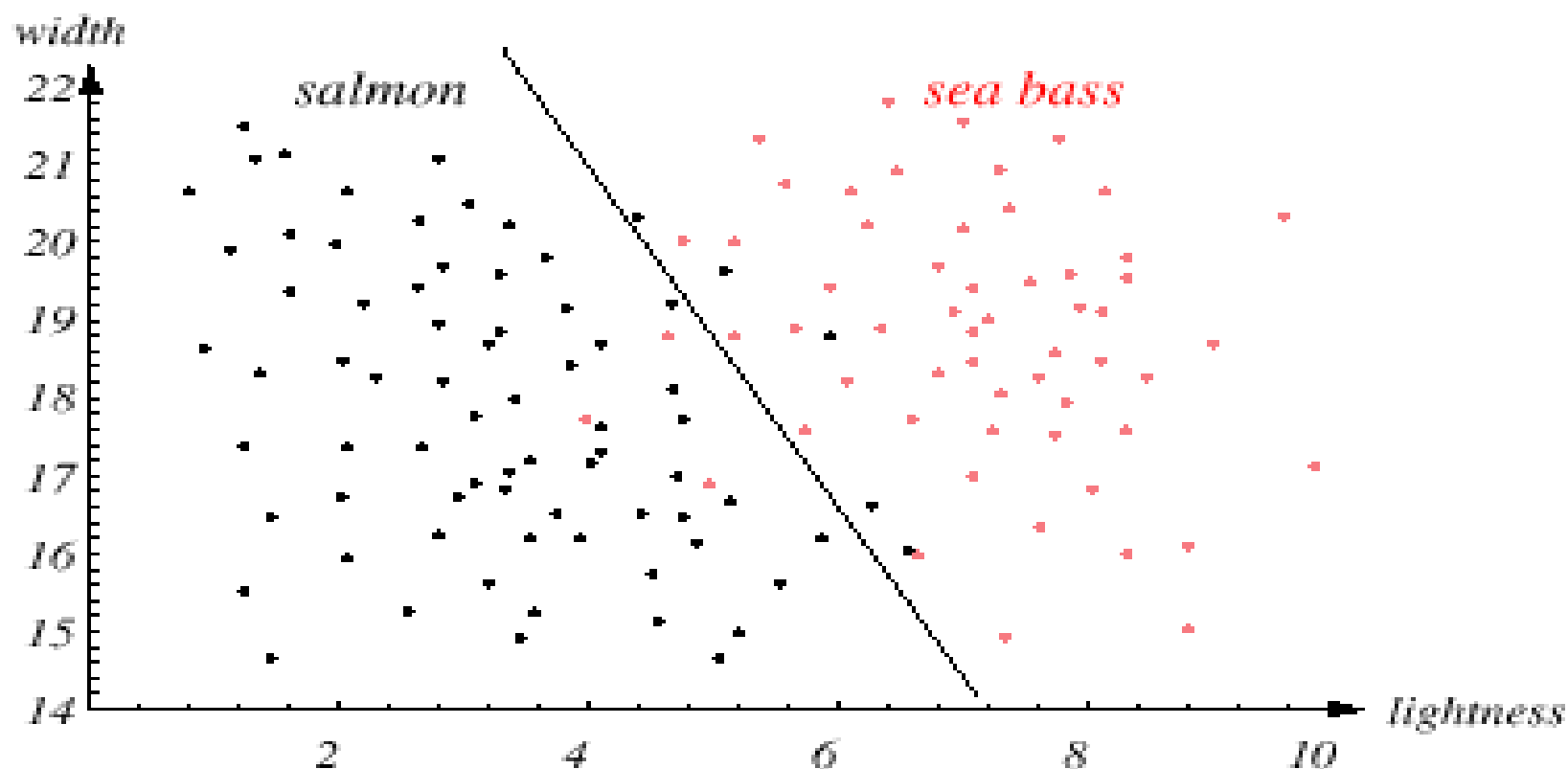
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

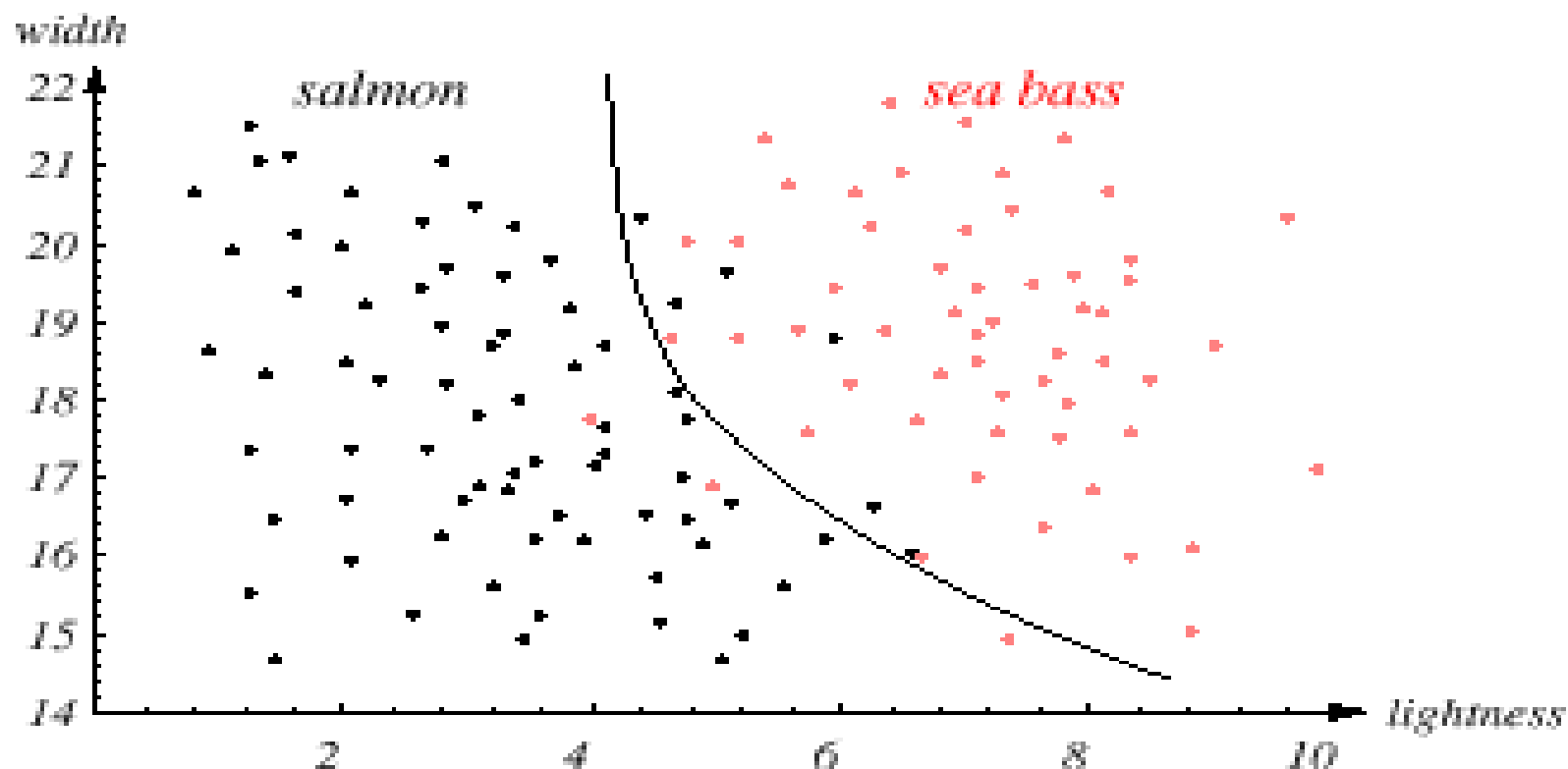
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

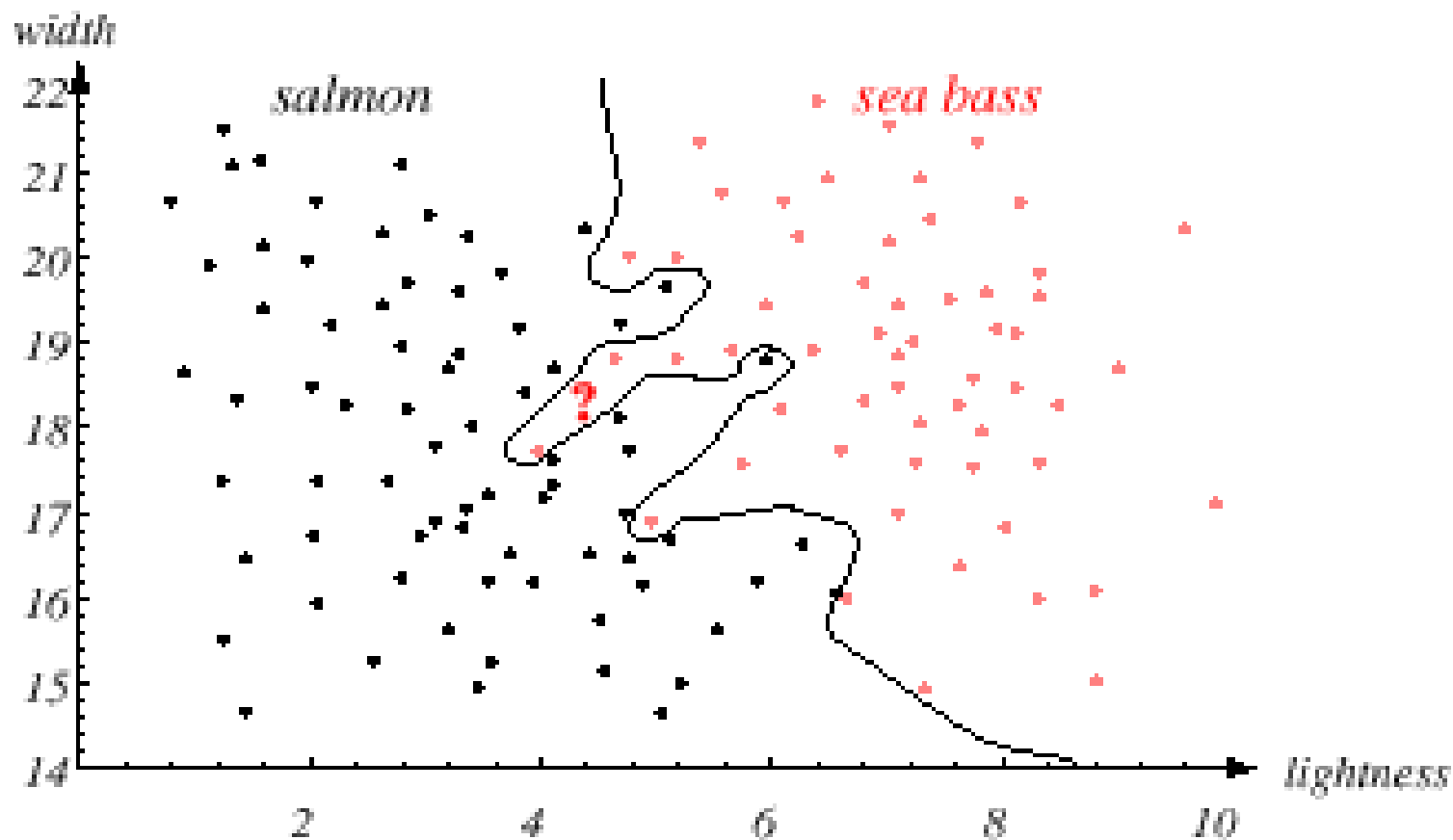
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

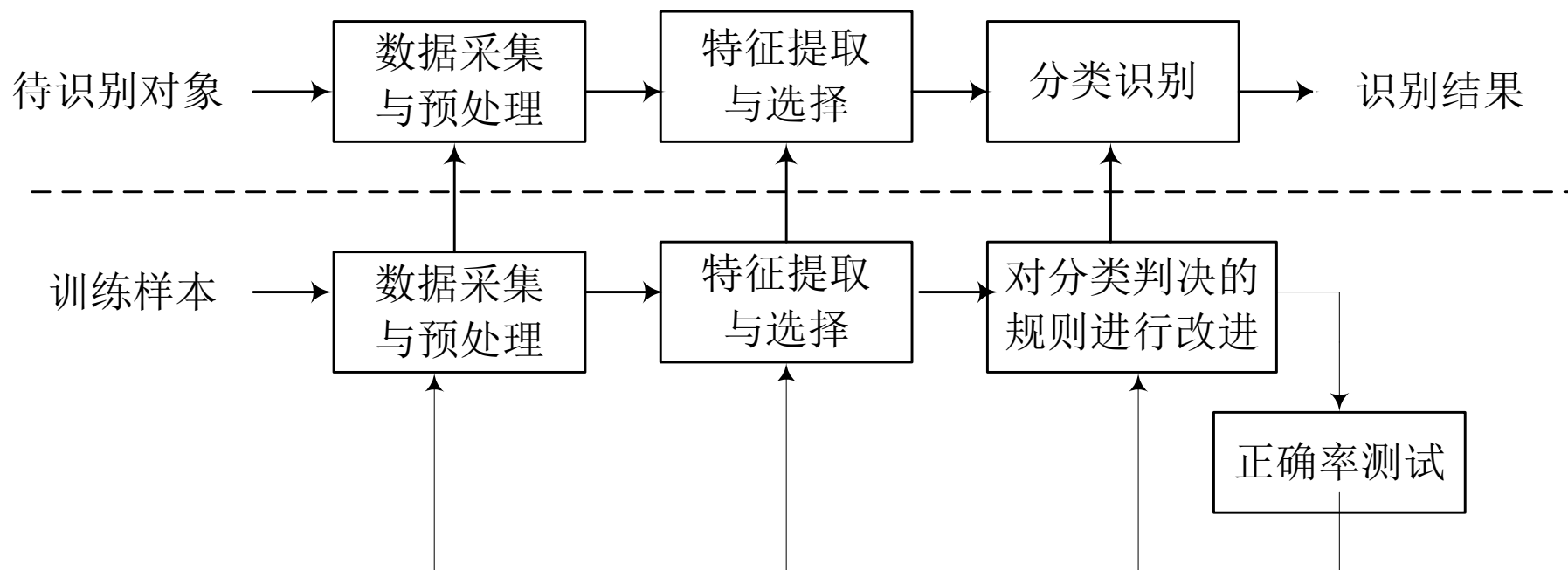
- 模式识别过程的示例



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别系统



人脸识别

1. 人脸图像采集
2. 图像滤波去噪声

1. 人脸特征提取
肤色, 脸型, 眼睛距离, 头发形状...
2. 人脸特征选择
脸型, 眼睛距离...

KNN, ANN,
SVM...

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别系统的目标

在特征空间和类型空间（解释空间）之间找到一种映射关系，这种映射也称之为**假说**

- 假说的两种获得方法

- 归纳假说（监督学习、概念驱动）

在特征空间中找到一个与解释空间的结构相对应的假说。在给定模式下假定一个解决方案，任何在训练集中接近目标的假说也都必须在“未知”的样本上得到近似的结果。

- 依靠已知所属类别的训练样本集，按它们特征向量的分布来确定假说（通常为一个判别函数），只有在判别函数确定之后才能用它对未知的模式进行分类
- 对分类的模式要有足够的先验知识，通常需要采集足够数量的具有典型性的样本进行训练

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别系统的目标

在特征空间和类型空间（解释空间）之间找到一种映射关系，这种映射也称之为**假说**

- 假说的两种获得方法

- 演绎假说（非监督学习、数据驱动）

在解释空间中找到一个与特征空间的结构相对应的假说。这种方法试图找到一种只以特征空间中的相似关系为基础的有效假说。

- 在没有先验知识的情况下，通常采用聚类分析方法，基于“物以类聚”的观点，用数学方法分析各特征向量之间的距离及分散情况
- 如果特征向量集聚集若干个群，可按群间距离远近把它们划分成类
- 这种按各类之间的亲疏程度的划分，若事先能知道应划分成几类，则可获得更好的分类结果

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

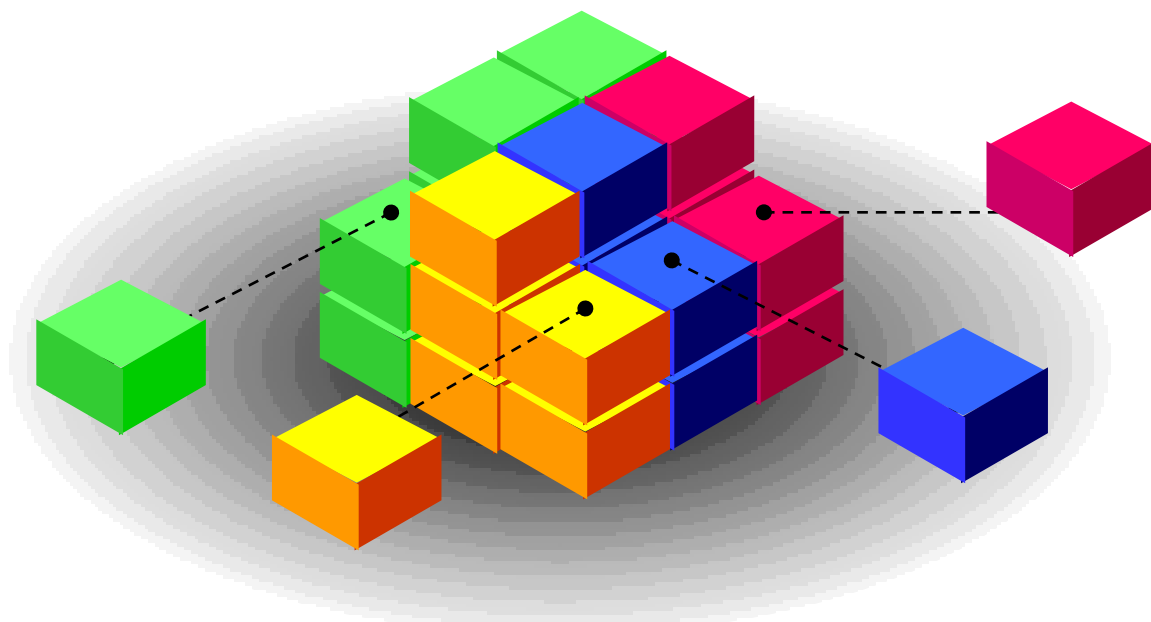
- 数据聚类(Clustering)
- 模版匹配法(Template matching)
- 神经网络方法(Neural network)
- 结构方法(Structural pattern recognition)
- 统计方法(Statistical pattern recognition)

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 数据聚类(Clustering)



数据聚类既是无监督学习又是观察式学习，其主要方法分为如下几类：

划分方法、层次方法、基于密度的方法、基于网格的方法、基于模型的方法、高维数据的方法（如基于频繁模式的方法）和基于约束的聚类等

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 模版匹配法(Template matching)

- 首先对每个类别建立一个或多个模版
- 输入**样本**和数据库中每个类别的**模版**进行**比较**，例如求相关或距离
- 根据相似性（相关性或距离）大小进行决策
- 优点：直接、简单
- 缺点：适应性差
- 扩展：弹性模版法

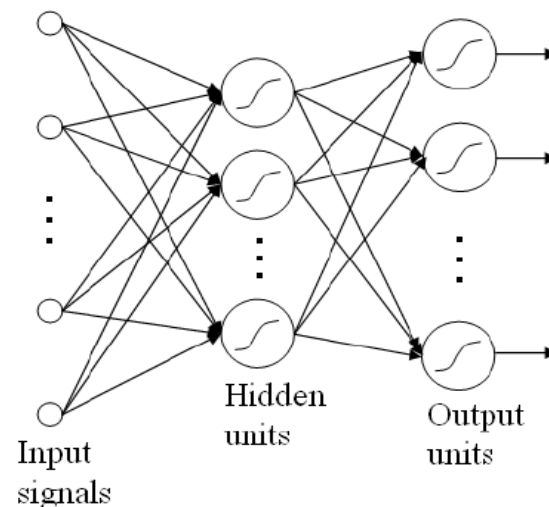
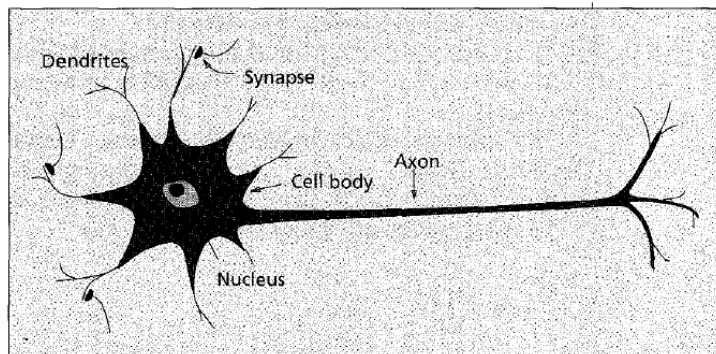
模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 神经网络方法(Neural network)

- 进行大规模并行计算的数学模型
- 具有学习、推广、自适应、容错、分布表达和计算的能力
- 优点：可以有效的解决一些复杂的非线性问题
- 缺点：缺少有效的学习理论



模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 结构方法(Structural pattern recognition)

- 许多复杂的模式可以分解为简单的子模式，这些子模式组成所谓“基元”，每个模式都可以由基元根据一定的关系来组成
- 当成功地制定出了一组可以描述对象部分之间关系的规则后，可以应用一种特殊的结构模式识别方法 - **句法模式识别**，来检查一个模式基元的序列是否遵守某种规则，即句法规则或语法
- 基元可以认为是语言中的词语，每个模式都可以认为是一个句子，关系可以认为是语法
- 模式的相似性由句子的相似性来决定
- 优点：适合结构性强的模式
- 缺点：抗噪声能力差，计算复杂度高

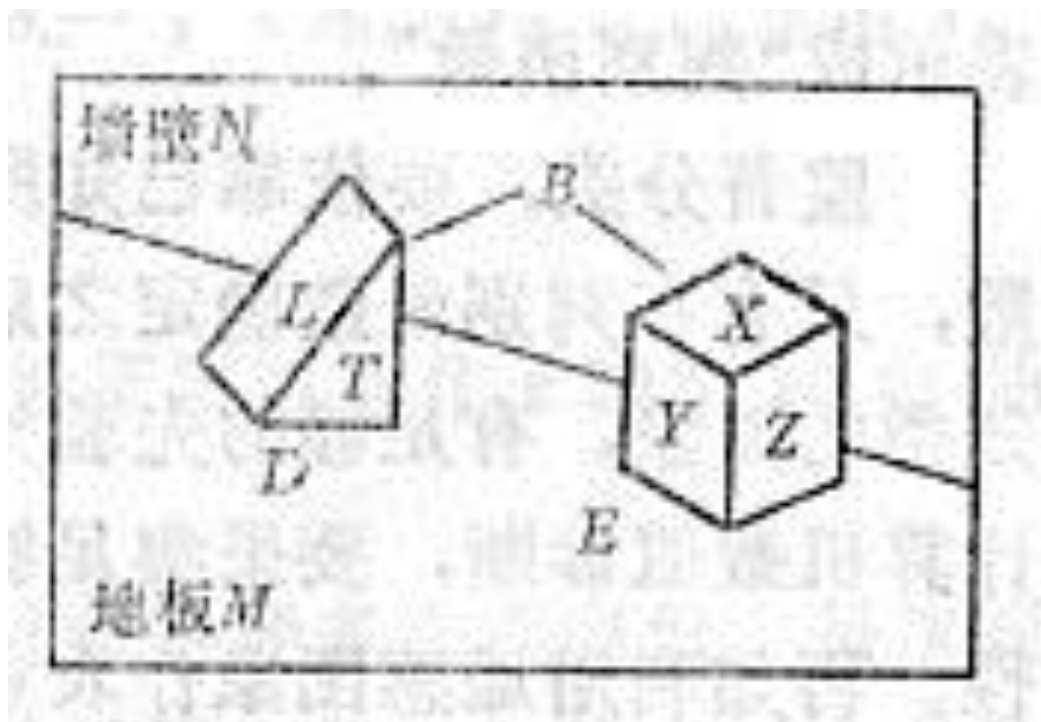
模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 示例：句法模式识别

问题：如何利用对图像的结构信息描述，识别如下所示图片



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

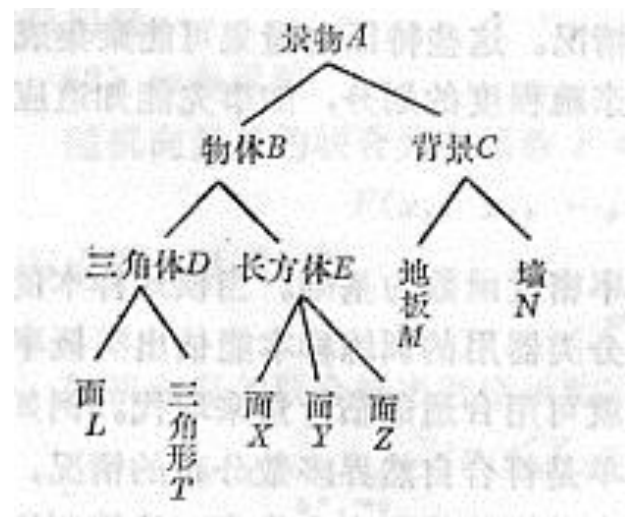
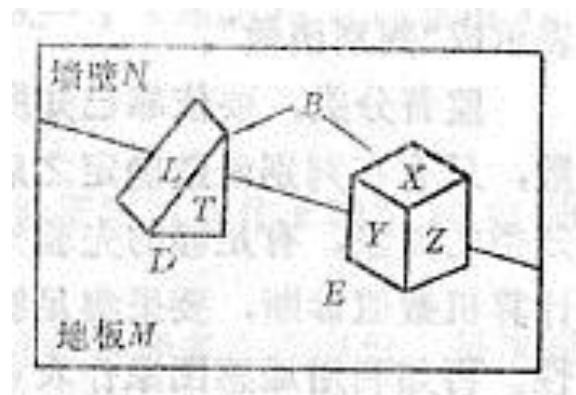
● 模式识别主要方法

➤ 示例：句法模式识别

- 将整个场景图像结构分解成一些比较简单的子图像的组合
- 子图像又用一些更为简单的基本图像单元来表示，直至子图像达到了我们认为的最简单的图像单元（基元）
- 所有这些基元按一定的结构关系来表示，利用多级树结构对其进行描述

（这种描述可以采用形式语言理论）

- 多级树描述结构



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别主要方法

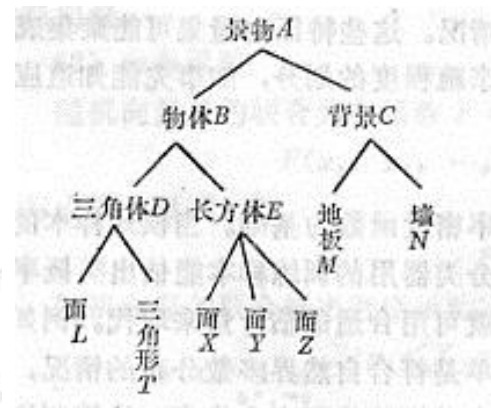
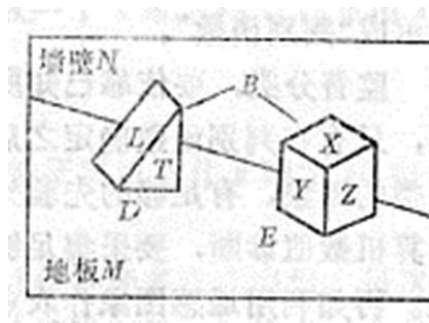
➤ 示例：句法模式识别

■ 训练过程：

- 用已知结构信息的图像作为训练样本，先识别出基元（比如场景图中的X、Y、Z等简单平面）和它们之间的连接关系（例如长方体E是由X、Y和Z三个面拼接而成），并用字母符号代表之
- 然后用构造句子的文法来描述生成这幅场景的过程，由此推断出生成该场景的一种文法

■ 识别过程：

- 先对未知结构信息的图像进行基元提取及其相互结构关系的识别
- 然后用训练过程获得的文法做句法分析
- 如果能被已知结构信息的文法分析出来，则该幅未知图像与训练样本具有相同的结构（识别成功），否则就不是这种结构（识别失败）



模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要方法

- 统计方法(Statistical pattern recognition)

根据训练样本，建立**决策边界**(decision boundary)

- **统计决策理论**——根据每一类总体的**概率分布**决定决策边界
- **判别式分析方法**——给出带**参数**的决策边界，根据某种准则，由训练样本决定“最优”的参数

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别主要方法

➤ 示例：统计模式识别

19名男女同学进行体检，测量了身高和体重，但事后发现其中有4人忘记填写性别，试问（在最小错误的条件下）这4人是男是女？体检数值如下：

编 号	身高(cm)	体重(kg)	性 别	编 号	身高(cm)	体重(kg)	性 别
1	170	68	男	11	140	62	男
2	130	66	女	12	150	64	女
3	180	71	男	13	120	66	女
4	190	73	男	14	150	66	男
5	160	70	女	15	130	65	男
6	150	66	男	α	140	70	?
7	190	68	男	β	150	60	?
8	210	76	男	γ	145	65	?
9	100	58	女	δ	160	75	?
10	170	75	男				

模式识别与机器学习的基本概念

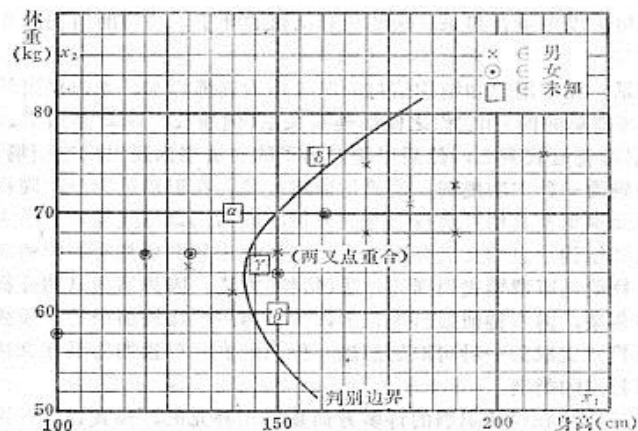
模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别主要方法

➤ 示例：统计模式识别

- 待识别的模式：性别（男或女）
- 测量的特征：身高和体重
- 训练样本：15名已知性别的样本特征
- 目标：希望借助于训练样本的特征建立判别函数（即数学模型）
- 由训练样本得到的特征空间分布图
- 根据图中训练样本的分布情况，求取一个判别函数（直线或曲线）
- 依据判别函数判别未知数据是男还是女

编 号	身高(cm)	体重(kg)	性 别	编 号	身高(cm)	体重(kg)	性 别
1	170	68	男	11	140	62	男
2	130	66	女	12	150	64	女
3	180	71	男	13	120	66	女
4	190	73	男	14	150	66	男
5	160	70	女	15	130	65	男
6	150	66	男	α	140	70	?
7	190	68	男	β	150	60	?
8	210	76	男	γ	145	65	?
9	100	58	女	δ	160	75	?
10	170	75	男				



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别简史

- 1929年 G. Tauschek发明阅读机，能够阅读0-9的数字
- 30年代 Fisher提出统计分类理论，奠定了**统计模式识别**的基础，在60~70年代，统计模式识别发展很快，但由于被识别的模式愈来愈复杂，特征也愈多，就出现“维数灾难”。随着计算机运算速度的迅猛发展，这个问题得到一定克服。目前，统计模式识别仍是模式识别的主要理论
- 50年代 Noam Chomsky 提出**形式语言理论**，在此基础上，美籍华人傅京荪提出**句法结构模式识别**
- 60年代 L.A.Zadeh提出了模糊集理论，**模糊模式识别**方法得以发展和应用

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别简史

- 80年代以Hopfield网、BP网为代表的**神经网络模型**导致人工神经元网络复活，并在模式识别得到较广泛的应用
- 90年代小样本学习理论兴起，**支持向量机**方法受到了很大的重视
- 1973年 IEEE发起了第一次关于模式识别的国际会议“**ICPR**”，成立了国际模式识别协会---“**IAPR**”，每2年召开一次国际学术会议；
- 1977年 IEEE的计算机学会成立了模式分析与机器智能（**PAMI**）委员会，每2年召开一次模式识别与图象处理学术会议；
- 1980年，CMU召开第一届机器学习国际研讨会，之后逐渐发展成为国际机器学习学会（**IMLS**）举办的机器学习国际会议**ICML**
- 国内的组织有电子学会，通信学会，自动化协会，中文信息学会....

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别简史

- 21世纪以来，模式识别研究呈现一些新特点
 - **深度学习**方法被广泛应用于模式识别
 - **贝叶斯学习**理论越来越多地用来解决具体的模式识别和模型选择问题，产生了良好的分类性能。
 - 传统的问题，如概率密度估计、特征选择、聚类等不同受到新的关注，新的方法或改进/混合的方法不断提出。
 - 模式识别和机器学习相互渗透，特征提取和选择、分类、聚类、半监督学习、深度学习等问题日益成为二者共同关注的热点。
 - 模式识别系统开始越来越多地用于现实生活，如车牌识别、手写字符识别、生物特征识别等。

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别主要期刊与会议

- IEEE Trans. on PAMI, 1978-, IEEE Computer Society
- Pattern Recognition, 1968-, PR Society, Elsevier
- Pattern Recognition Letter, 1980-, IAPR, Elsevier
- Machine Learning, Neural Computation, IEEE Trans. On NN
- Int. Journal of PR and AI, 1988- (World Scientific)
- Pattern Analysis and Applications, 1997- (Springer)
- Int. J. Document Analysis & Recognition, 1998-
- 计算机学报
- 电子学报
- 自动化学报
- 软件学报

模式识别 (Pattern Recognition)

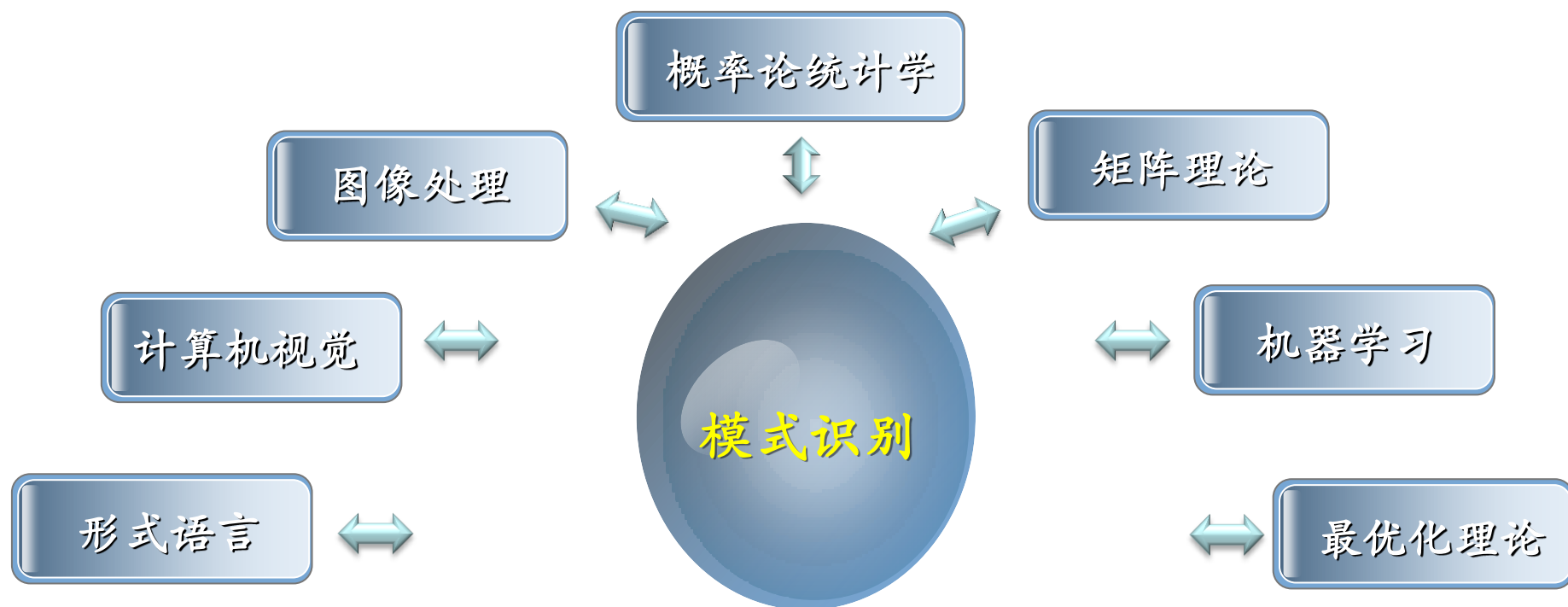
- 模式识别主要期刊与会议

- 计算机研究与发展
- 模式识别与人工智能
- 中国图像与图形学学报
- 系列性国际会议
 - ICPR: 2年一次, 1000人规模
 - ICCV: 2年一次, 1000人规模
 - CVPR: 每年一次在美国, 1000人规模
 - ICDAR: 2年一次, 300-400人规模
- 其他
 - ICASSP, ICIP
 - ICML
 - NIPS

模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

- 模式识别相关学科 计算机科学与电子工程交叉学科
 - 中国：“控制科学与工程”一级学科
“模式识别与智能系统”二级学科
 - 西方：电子工程系、计算机科学系（没有自动控制系）



模式识别与机器学习的基本概念

模式识别 (Pattern Recognition)

● 模式识别的应用

模式识别的应用领域非常广泛（基于语音、基于图像、基于工程数据等）

➤ 生物学

自动细胞学、染色体特性研究、遗传研究

➤ 天文学

天文望远镜图像分析、自动光谱学

➤ 经济学

股票交易预测、企业行为分析

➤ 医学

心电图分析、脑电图分析、医学图像分析

➤ 工程

产品缺陷检测、特征识别、语音识别、自动导航系统、污染分析

➤ 军事

航空摄像分析、雷达和声纳信号检测和分类、自动目标识别

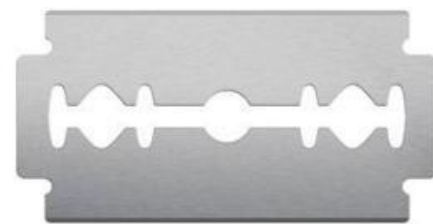
➤ 安全

指纹识别、人脸识别、监视和报警系统

模式识别 (Pattern Recognition)

● 有关模式识别的若干问题

➤ 奥卡姆剃刀原理 (Occam's Razor)

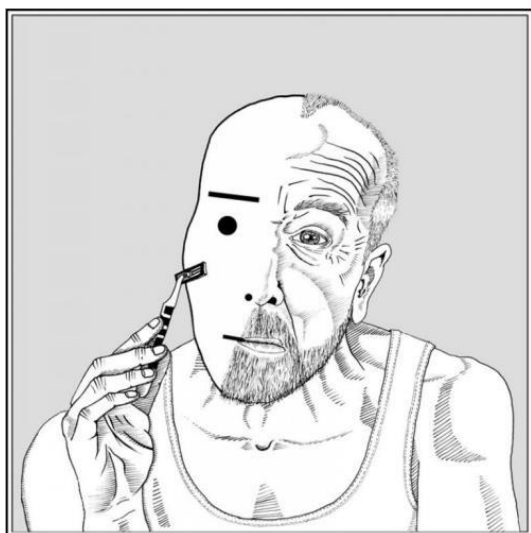


OCCAM'S RAZOR

The simplest explanation is usually the correct one

14世纪逻辑学家、圣方济各会修士奥卡姆的威廉 (William of Occam, 约1285年至1349年) 提出。这个原理称为“如无必要，勿增实体”，即“简单有效原理”。正如他在《箴言书注》2卷15题说“切勿浪费较

多东西去做，用较少的东西，同样可以做好的事情。”杀鸡焉用宰牛刀，在多种实现方法中提倡选择最简单的假设和模型，尽量不要把问题复杂化，尽力把没用的和会把问题复杂化的因素去掉。



模式识别 (Pattern Recognition)

- 有关模式识别的若干问题

- 没有免费的午餐定理 (No Free Lunch Theorem)

没有一个学习算法可以在任何领域总是产生最准确的学习器。不管采用何种学习算法，至少存在一个目标函数，能够使得随机猜测算法是更好的算法。

平常所说的一个学习算法比另一个算法更“优越”，效果更好，只是针对特定的问题，特定的先验信息，数据的分布，训练样本的数目，代价或奖励函数等。

要想在某些问题上得到正的性能的提高，必须在一些问题上付出等量的负的性能的代价！比如时间复杂度和空间复杂度。



模式识别 (Pattern Recognition)

- 有关模式识别的若干问题

- 丑小鸭定理 (Ugly Duckling Theorem)

20世纪60年代，模式识别研究的鼻祖之一，美籍日本学者渡边慧证明了“丑小鸭定理”。定理说：丑小鸭和白天鹅之间的区别和两只白天鹅之间的区别一样大。这个看起来完全违背常识的定理实际上说的是：世界上不存在分类的客观标准，一切分类的标准都是主观的。



模式识别与机器学习的基本概念

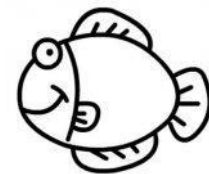
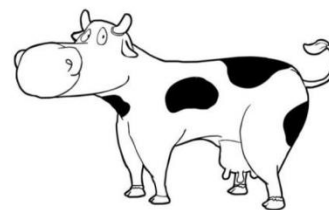
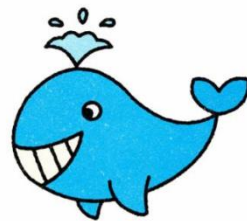
模式识别 (Pattern Recognition)

- 有关模式识别的若干问题

- 丑小鸭定理 (Ugly Duckling Theorem)

渡边慧举了一个鲸鱼的例子：按照生物学的分类方法，鲸鱼属于哺乳类的偶蹄目，和牛是一类；但是在产业界，鲸和鱼同属于水产业，而不属于包括牛的畜牧业。分类结果取决于选择什么特征作为分类标准，而**特征的选择又依存于人的目的**。

丑小鸭是白天鹅的幼雏，在画家的眼里，丑小鸭和白天鹅的区别大于两只白天鹅的区别；但是在遗传学家的眼里，丑小鸭与其父亲或母亲的差别小于父母之间的差别。



模式识别与机器学习的基本概念

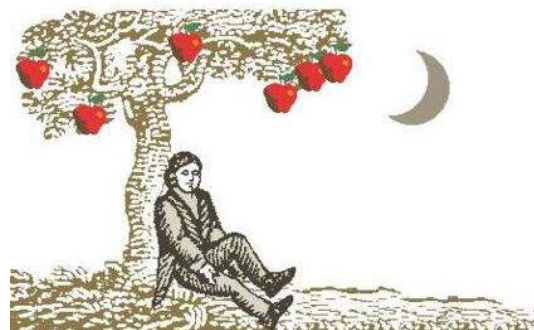
模式识别 (Pattern Recognition)

- 有关模式识别的若干问题

- 丑小鸭定理 (Ugly Duckling Theorem)

由此引出的一个问题是，事物有没有“本质”？一个苹果，牛顿看到的是它的质量，遗传学家看到的是它的染色体中的DNA序列，美食家关心的是它的味道，画家看到的是它的颜色和形状，孔融还可能关注其大小并从中看出道德因素。

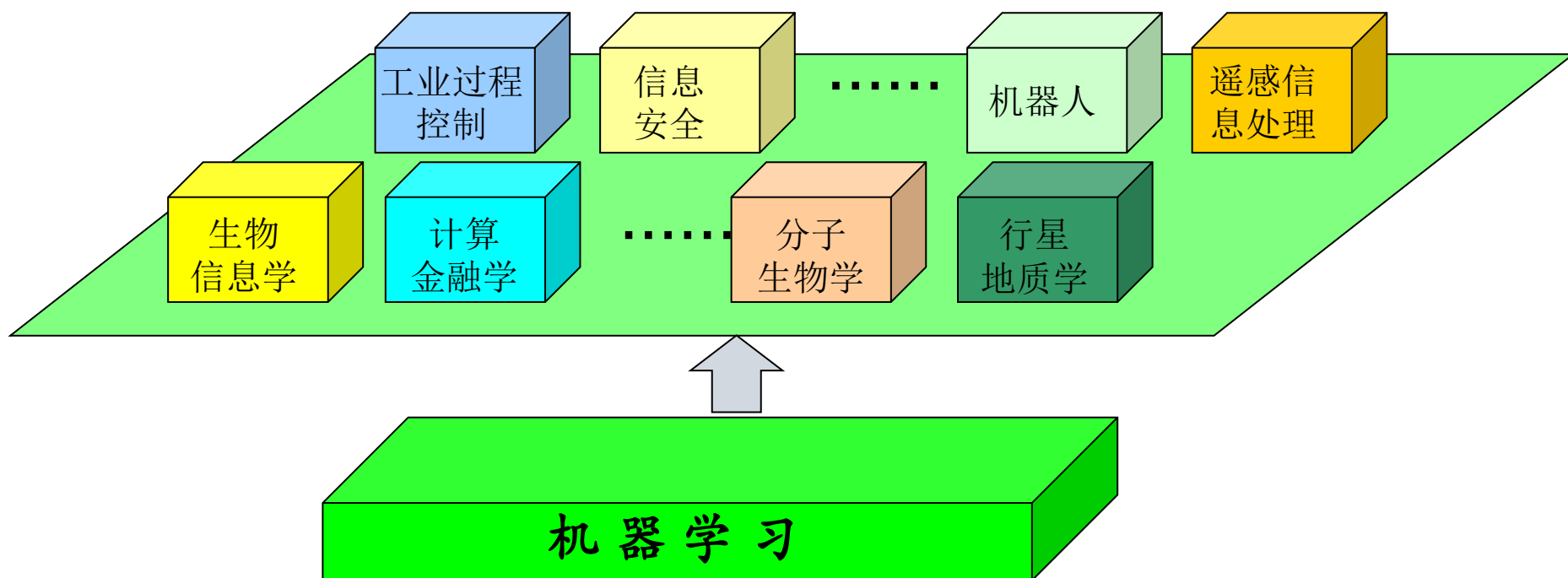
这里面没有谁对谁错的问题，所以不可能知道苹果的“本质”是什么。在说到“本质”的时候，充其量说的只是“我认为最重要的特征”，只代表个人的立场。



模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

机器学习是模式识别的技术基础之一，它是人工智能研究的一部分（**模式发现引擎**）。



模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

智能系统：需要具有**学习能力**。例如，遇到错误时能自我校正；会通过经验改善自身的性能；会自动获取和发现所需要的知识。

基本特征：

自适应：根据数据自动调整参数

自组织：根据数据自动确定组织规则

自推理：根据已有数据和规则能发现新的定理、定律和规则

应用：如专家系统、自动推理、自然语言理解、模式识别、计算机视觉、智能机器人等领域。其中尤其典型的是专家系统中的知识获取瓶颈问题，人们一直在努力试图采用机器学习的方法加以克服。

机器学习 (Machine Learning)

学习就是系统在不断重复的工作中对本身能力的增强或者改进，使得系统在下一次执行同样任务或类似任务时，会比现在做得更好或效率更高



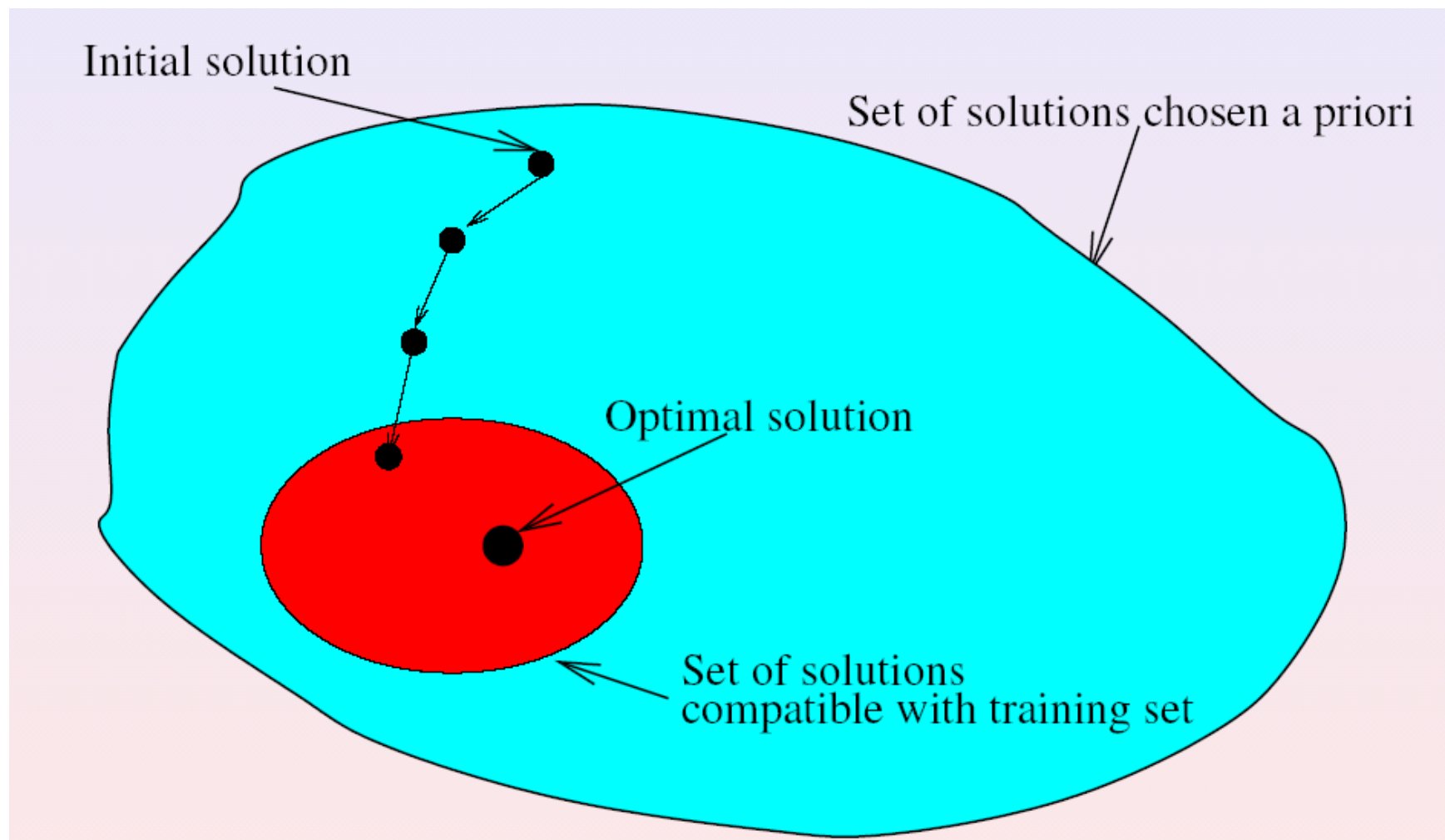
-----人工智能大师赫伯特·西蒙
(1916—2001)

● 机器学习的定义

- 机器学习是研究如何使用机器来模拟人类学习活动的 一门学科
- 机器学习是一门研究机器获取新知识和新技能，并识别现有知识的学课
- 研究如何构造理论、算法和计算机系统，让机器通过从数据中学习后可以进行如下工作：分类和识别事物、推理决策、预测未来等

机器学习 (Machine Learning)

Learning as a Search Problem

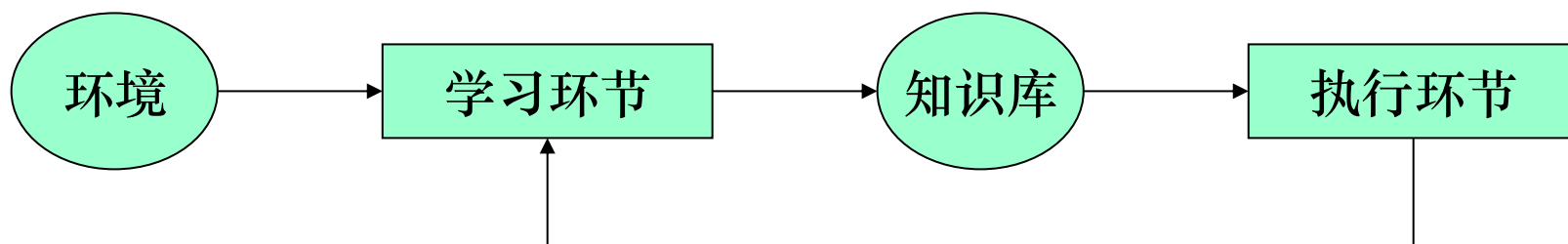


模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习模型

- 根据给定的训练样本求对某系统输入输出之间依赖关系的估计，使它能够对未知输出作出尽可能准确的预测



Simon的机器学习模型

机器学习就是根据样本集 Q ，推算这个世界的**模型**，
使其对这个世界 W 在**一定概率下为真**

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习模型

关于“模型”

- 学习模型：黑箱方法
- 物理模型：白箱方法
- 其区别：
 - (1) 更为简洁且模型的每个部分与物理世界相对应
 - (2) 对世界确定为真
- 一致性假设：机器学习的条件
- 建立模型：决定模型对样本集合的有效性
- 泛化能力：决定模型对世界的有效性

机器学习 (Machine Learning)

● 机器学习模型

一致性假设

假设世界 W 与样本集 Q 有相同的性质。例如，iid 条件。原则上，存在各种一致性假设

建立模型

假设一个基函数，计算其参数，获得对样本集合的模型，使得模型对给定目标函数误差最小

泛化能力

从有限样本集合，计算一个模型，泛化能力是这个模型对世界为真程度的指标

- 早期研究主要集中在建立模型上
- 近期的研究，在考虑高效建立模型(多项式算法)的基础上，要求模型必须满足泛化能力的条件
- 未来的研究，必须考虑一致性假设

模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习模型

- 建立模型问题

假设从样本集合估计的模型为 $Y=f(\alpha X)$ ， Y 定义的空间不同将导致完全不同的学习类型

Y 定义为空集:	无监督学习
Y 定义为有限整数集:	分类学习
Y 定义为实数域:	回归学习
Y 定义为有缺损:	半监督学习
Y 定义为序集合:	Learning for Ranking

- 机器学习问题的一般表示

- 根据 n 个**独立同分布**观测样本确定预测函数 $f(x, w)$
 - 在一组函数 $\{f(x, w)\}$ 中求一个最优的函数 $f(x, w_0)$ 对依赖关系进行估计, 使**预测的期望风险最小**

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习问题的一般表示

- 学习目标

- Given an i.i.d. l -sample z_1, \dots, z_l drawn from a fixed distribution $F(z)$
- For a function class' loss functions $Q(z, \alpha)$, with α in Λ
- We wish to **minimize the risk**, finding a function α^*

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha \in \Lambda} R(\alpha)$$

- In the case of equal risk, it becomes to **minimize the error ratio**

- 相关概念

- loss function (L, Q): the error of a given function on a given example

$$\begin{aligned} L:(x, y, f_\alpha) &\mapsto L(y, f(x, \alpha)) \\ Q:(z, \alpha) &\mapsto L(z_y, f(z_x, \alpha)) \end{aligned}$$

- risk functional (R): the expected loss of a given function on an example drawn from $F(\mathbf{x}, y)$

$$R(\alpha) = \int Q(z, \alpha) dF(z)$$

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习问题的一般表示

- 学习目标

- Given an i.i.d. l -sample z_1, \dots, z_l drawn from a fixed distribution $F(z)$
- For a function class' loss functions $Q(z, \alpha)$, with α in Λ
- We wish to **minimize the risk**, finding a function α^*

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha \in \Lambda} R(\alpha)$$

- In the case of equal risk, it becomes to **minimize the error ratio**

- 相关概念

- loss function (L, Q): the error of a given function on a given example

$$\begin{aligned} L:(x, y, f_\alpha) &\mapsto L(y, f(x, \alpha)) \\ Q:(z, \alpha) &\mapsto L(z_y, f(z_x, \alpha)) \end{aligned}$$

- risk functional (R): the expected loss of a given function on an example drawn from $F(\mathbf{x}, y)$

$$R(\alpha) = \int Q(z, \alpha) dF(z)$$

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习问题的一般表示

- 学习的目的在于使**期望风险最小化**。由于可利用的信息只有样本，期望风险往往无法计算。
- 经验风险最小化归纳原则 (The Empirical Risk Minimization (ERM)

Inductive Principle)

- 核心思想：用样本定义经验风险
- Define the empirical risk (sample/training error):

$$R_{\text{emp}}(\alpha) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l Q(z_i, \alpha)$$

- Define the empirical risk minimizer:

$$\alpha_l = \arg \min_{\alpha \in \Lambda} R_{\text{emp}}(\alpha)$$

- **Least-squares** and **Maximum-likelihood** are realisations of ERM

模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

- 数据聚类
- 统计分类
- 结构模式识别
- 神经网络
- 监督学习
- 无监督学习
- 半监督学习
- 集成学习
- 增强学习 (强化学习)
- 深度学习

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

监督学习

- 监督学习是从有标记的训练数据来推断或建立一个模型，并依此模型推测新的实例
- 训练数据包括一套训练实例。在监督学习中，每个实例都是由一个输入对象（通常为矢量）和一个期望的输出值（也称为监督信号）组成
- 一个最佳的模型将能够正确地决定那些看不见的实例的标签。常用于分类和回归

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

无监督学习

- 无监督学习是我们不告诉计算机怎么做，而是让它自己去学习怎样做一些事情
- 无监督学习与监督学习的不同之处在于，事先没有任何训练样本，需要直接对数据进行建模，寻找数据的内在结构及规律，如类别和聚类
- 常用于聚类、概率密度估计

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

半监督学习

- 半监督学习 (Semi-supervised Learning) 是模式识别和机器学习领域研究的重点问题，是监督学习与无监督学习相结合的一种学习方法
- 它主要考虑如何利用少量的标注样本和大量的未标注样本进行训练和分类的问题
- 半监督学习的主要算法有五类：基于概率的算法；在现有监督算法基础上改进的方法；直接依赖于聚类假设的方法；基于多视图的方法；基于图的方法

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

增强学习 (强化学习)

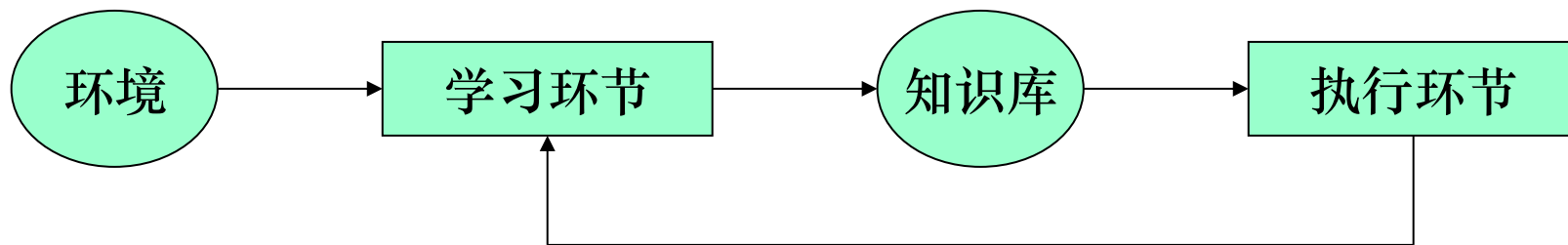
- 增强学习要解决的问题：一个能够感知环境的自治机器人，怎样通过学习选择能达到其目标的最优动作。
- 机器人选择一个动作用于环境，环境接受该动作后状态发生变化，同时产生一个强化信号(奖或惩)反馈回来。
- 机器人根据强化信号和环境当前状态再选择下一个动作，选择的原则是使受到正强化(奖)的概率增大。

模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

● 机器学习主要方法

- 影响学习系统设计的最重要的因素是环境向系统提供的信息。或者更具体地说是信息的质量 → 样本的质量
- 知识库里存放的是指导执行部分动作的一般原则，但环境向学习系统提供的信息却是各种各样的。如果信息的质量比较高，则学习部分比较容易处理。如果向学习系统提供的是杂乱无章的指导执行具体动作的具体信息，则学习系统需要在获得足够数据之后，删除不必要的细节，进行总结推广，形成指导动作的一般原则，放入知识库，这样学习部分的任务就比较繁重，设计起来也较为困难



Simon的机器学习模型

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

- **学习策略**是指学习过程中系统所采用的推理策略。学习系统的主体总是由学习和环境两部分组成。由环境（如书本或教师）提供信息，学习部分则实现信息转换，用能够理解的形式记忆下来，并从中获取有用的信息。
- 在学习过程中，学习主体使用的推理越少，其对环境的依赖就越大，环境的负担也就越重。学习策略的分类标准就是根据学习主体实现信息转换所需的推理多少和难易程度来分类的，依从简单到复杂，从少到多的次序分为以下六种基本类型：

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

依学习策略从简单到复杂的次序分为六种基本类型：

- 机械学习 (Rote learning)
- 示教学习 (Learning from instruction)
- 演绎学习 (Learning by deduction)
- 类比学习 (Learning by analogy)
- 基于解释的学习 (Explanation-based learning)
- 归纳学习 (Learning from induction)

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

机械学习(Rote learning)

学习者无需任何推理或其它的知识转换，直接吸取环境所提供的信息。如塞缪尔的跳棋程序，这类学习系统主要考虑的是如何索引存贮的知识并加以利用。系统的学习方法是直接通过事先编好、构造好的程序来学习，学习者不作任何工作，或者是通过直接接收既定的事实和数据进行学习，对输入信息不作任何的推理。

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

示教学习(Learning from instruction)

学生从环境（教师或其它信息源如教科书等）获取信息，把知识转换成内部可使用的表示形式，并将新的知识和原有知识有机地结合为一体。所以要求学生有一定程度的推理能力，但环境仍要做大量的工作。教师以某种形式提出和组织知识，使学生拥有的知识可以不断地增加。这种学习方法和人类社会的学校教学方式相似，学习的任务就是建立一个系统，使它能接受教导和建议，并有效地存贮和应用学到的知识。目前，不少专家系统在建立知识库时使用这种方法去实现知识获取。

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

演绎学习 (Learning by deduction)

学生所用的推理形式为演绎推理。推理从公理出发，经过逻辑变换推导出结论。这种推理是“保真”变换和特化(specialization)的过程，使学生在推理过程中可以获取有用的知识。

演绎推理的逆过程是归纳推理。

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

类比学习(Learning by analogy)

利用二个不同领域（源域、目标域）中的知识相似性，可以通过类比，从源域的知识（包括相似的特征和其它性质）推导出目标域的相应知识，从而实现学习。类比学习系统可以使一个已有的计算机应用系统转变为适应于新的领域，来完成原先没有设计的相类似的功能。类比学习需要比上述三种学习方式更多的推理。

一般要求先从知识源（源域）中检索出可用的知识，再将其转换成新的形式，用到新的状况（目标域）中去。类比学习在人类科学技术发展史上起着重要作用，许多科学发现就是通过类比得到的。例如著名的卢瑟福类比就是通过将原子结构（目标域）同太阳系（源域）作类比，揭示了原子结构的奥秘。

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

基于解释的学习(Explanation-based learning)

学生根据教师提供的目标概念、该概念的一个例子、领域理论及可操作准则，首先构造一个解释来说明为什么该例子满足目标概念，然后将解释推广为目标概念的一个满足可操作准则的充分条件。EBL已被广泛应用于知识库求精和改善系统的性能。

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习主要方法

归纳学习(Learning from induction)

归纳学习是由教师或环境提供某概念的一些实例或反例，让学生通过归纳推理得出该概念的一般描述。这种学习的推理工作量远多于示教学习和演绎学习，因为环境并不提供一般性概念描述（如公理）。从某种程度上说，归纳学习的推理量也比类比学习大，因为没有一个类似的概念可以作为“源概念”加以取用。归纳学习是最基本的，发展也较为成熟的学习方法，在人工智能领域中已经得到广泛的研究和应用。

机器学习 (Machine Learning)

● 机器学习简史

机器学习是人工智能应用研究较为重要的分支，它的发展过程大体上可分为4个阶段：

➤ 第一阶段是在50年代中叶到60年代中叶，被称为机器学习的热烈时期

研究的目的是以40年代兴起的神经网络模型为理论基础的“没有知识”的学习方法。模式识别发展的同时形成了机器学习的两种重要方法：判别函数法和进化学习

➤ 第二阶段在60年代中叶至70年代中叶，被称为机器学习的冷静时期

研究的目的是模拟人类的概念学习阶段，并采用逻辑结构或图结构作为机器内部描述。神经网络学习机因理论缺陷转入低潮

机器学习 (Machine Learning)

● 机器学习简史

机器学习是人工智能应用研究较为重要的分支，它的发展过程大体上可分为4个时期：

➤ 第三阶段从70年代中叶至80年代中叶，被称为机器学习的复兴时期

研究的目的是从学习单个概念扩展到学习多个概念，探索不同的学习策略和方法（如模式方法推断）

➤ 机器学习的最新阶段始于1986年

一方面，机器学习有了更强的研究手段和环境，神经网络研究取得重要进展，还出现了进化学习、强化学习等。另一方面，对实验研究和应用研究得到前所未有的重视。我国的机器学习研究开始进入稳步发展和逐渐繁荣的新时期

机器学习 (Machine Learning)

● 机器学习简史

机器学习进入新阶段的表现

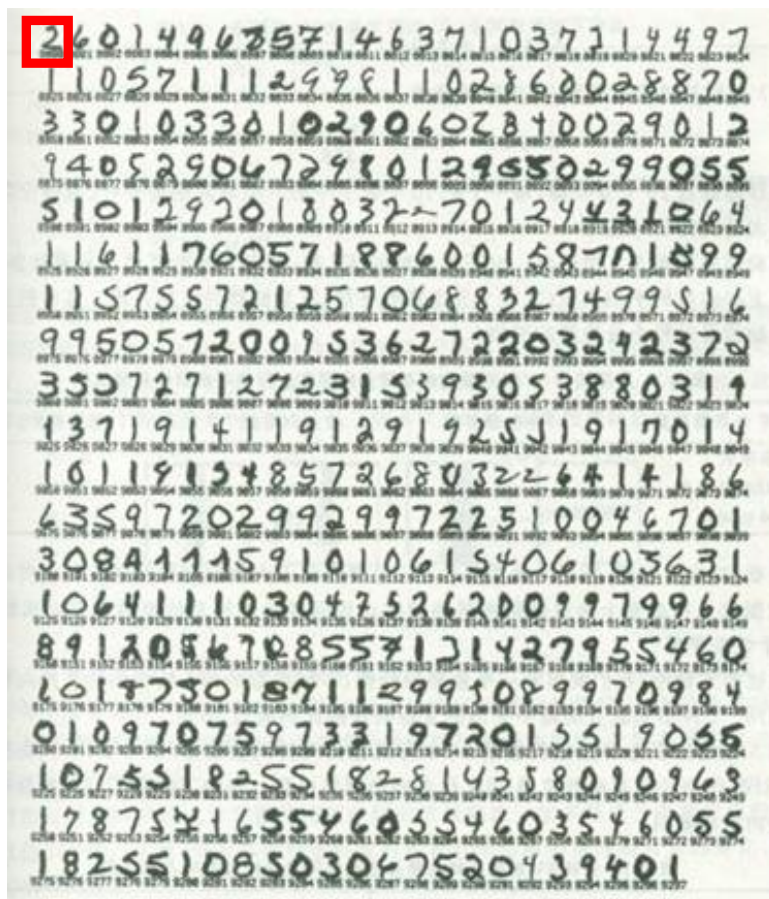
- 机器学习已经成为新的边缘学科并在高校形成课程
- 机器学习综合应用心理学、生物学和神经生理学的知识以及数学、自动化和计算机科学形成机器学习理论基础
- 结合各种学习方法，取长补短的多种形式的集成学习系统研究正在兴起
- 各种学习方法（归纳学习、连接学习、强化学习）的应用范围不断扩大，一部分已形成产品
- 与机器学习有关的学术活动空前活跃

模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 1

美国邮政数字识别数据库(USPS)

7300个训练样本, 2000个测试样本, 16X16图像



0

1

...

9

模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 2

Handwriting Recognition

Converting information from paper documents into digital form for information systems is a common problem.

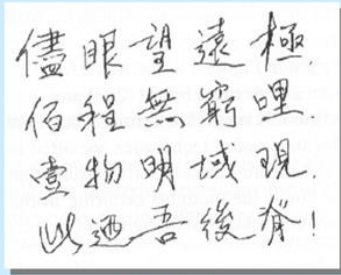
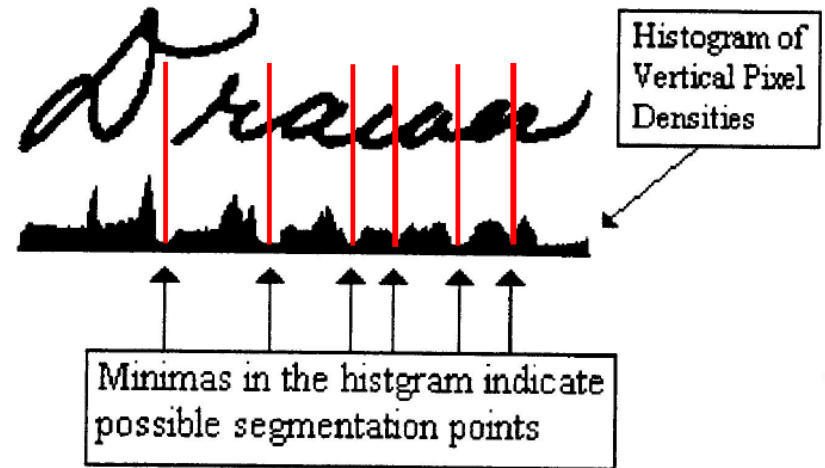
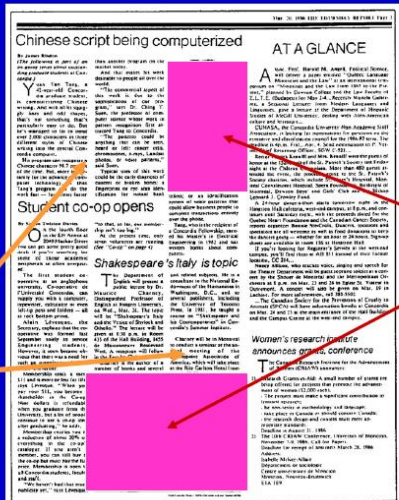


Figure: Chinese characters, the English equivalent is "I looked as hard as I could see, beyond 100 plus infinity an object of bright intensity - it was the back of me!"

Segmentation of a handwritten word into the separated letters



Recognition of text and graphic areas



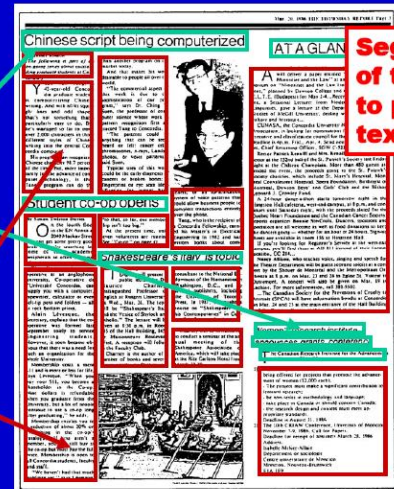
Text area

Graphic area

Headline blocks

Text line blocks

Segmentation of text areas to produce text blocks



Pattern Recognition & Machine Learning: Example 4



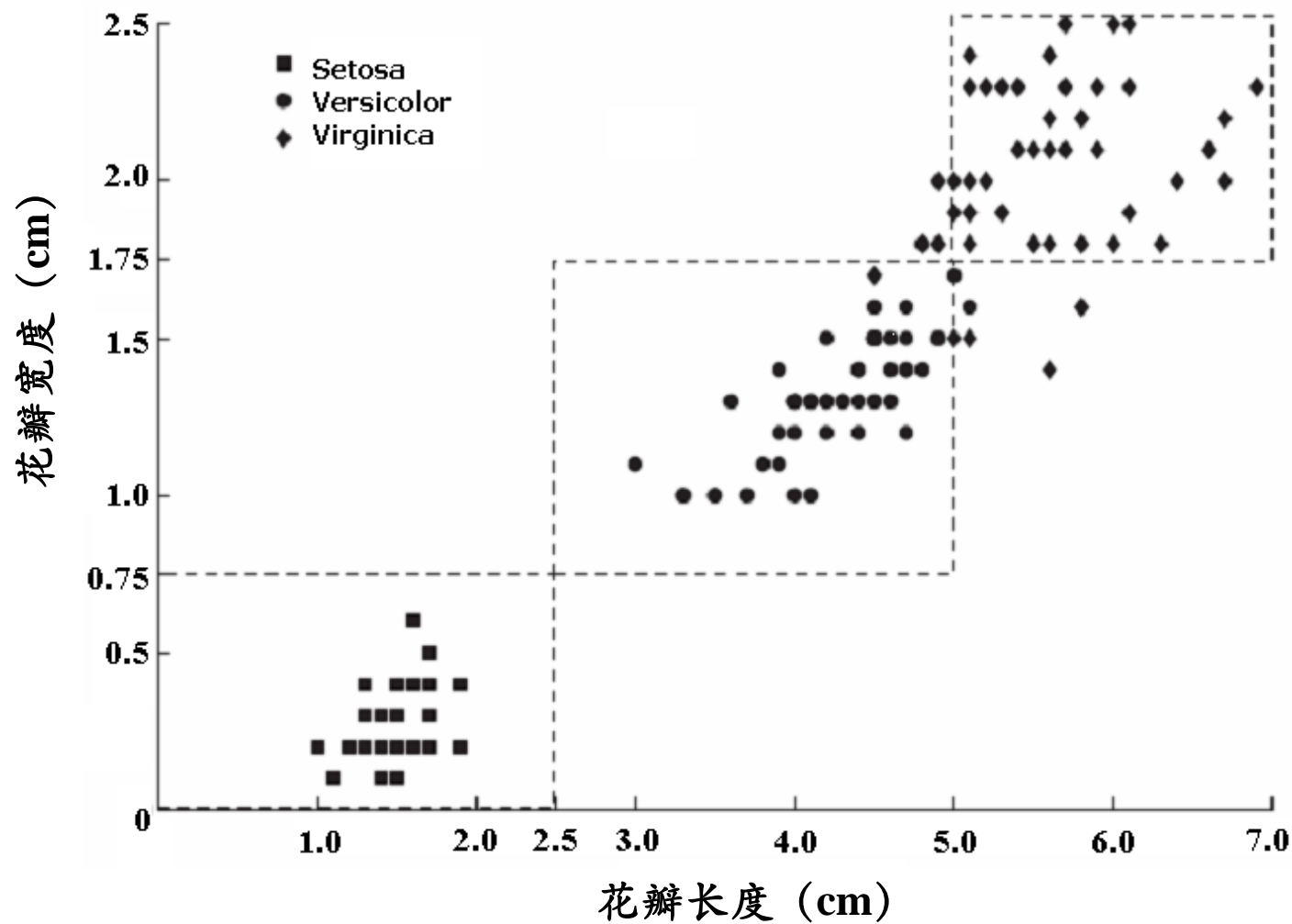
鸢尾花 (Iris) 数据

	花萼长 (cm)	花萼宽 (cm)	花瓣长 (cm)	花瓣宽 (cm)	种类
1	5.1	3.5	1.4	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Setosa
3	4.7	3.2	1.3	0.2	Setosa
...					
51	7.0	3.2	4.7	1.4	Versicolor
52	6.4	3.2	4.5	1.5	Versicolor
53	6.9	3.1	4.9	1.5	Versicolor
...					
101	6.3	3.3	6.0	2.5	Virginica
102	5.8	2.7	5.1	1.9	Virginica
103	7.1	3.0	5.9	2.1	Virginica
...					

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 4



鸢尾花 (Iris) 数据

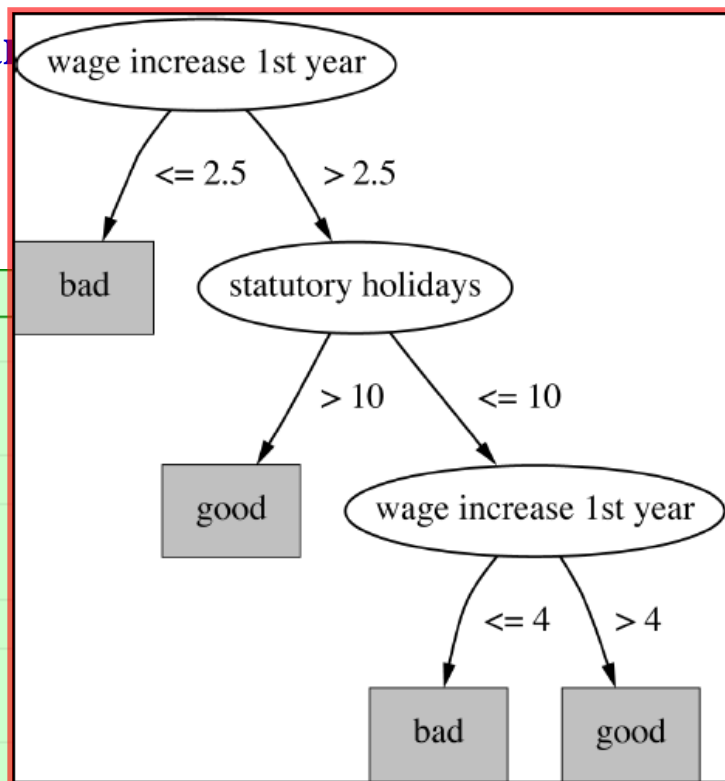


模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example

劳资协商数据

Attribute	Type				
Duration	(Number of years)				
Wage increase first year	Percentage				
Wage increase second year	Percentage				
Wage increase third year	Percentage				
Cost of living adjustment	{none,tcf,tc}				
Working hours per week	(Number of hours)				
Pension	{none,ret-allw, empl-cntr}				
Standby pay	Percentage				
Shift-work supplement	Percentage				
Education allowance	{yes,no}				
Statutory holidays	(Number of days)	11	15	12	12
Vacation	{below-avg,avg,gen}	avg	gen	gen	avg
Long-term disability assistance	{yes,no}	no	?	?	yes
Dental plan contribution	{none,half,full}	none	?	full	full
Bereavement assistance	{yes,no}	no	?	?	yes
Health plan contribution	{none,half,full}	none	?	full	half
Acceptability of contract	{good,bad}	bad	good	good	good



Pattern Recognition & Machine Learning: Example 6

天气数据



$$P(\text{yes} | D) = P(\text{Outlook} = \text{Sunny} | \text{yes})$$

$$\times P(\text{Temperature} = \text{Cool} | \text{yes})$$

$$\times P(\text{Humidity} = \text{High} | \text{yes})$$

$$\times P(\text{Windy} = \text{True} | \text{yes})$$

$$\times \frac{P(\text{yes})}{P(D)}$$

$$= \frac{\frac{2}{9} \times \frac{3}{9} \times \frac{3}{9} \times \frac{3}{9} \times \frac{9}{14}}{P(D)}$$

$$\approx \frac{0.0053}{P(D)}$$

$$P(\text{no} | D) = P(\text{Outlook} = \text{Sunny} | \text{no})$$

$$\times P(\text{Temperature} = \text{Cool} | \text{no})$$

$$\times P(\text{Humidity} = \text{High} | \text{no})$$

$$\times P(\text{Windy} = \text{True} | \text{no})$$

$$\times \frac{P(\text{no})}{P(D)}$$

$$= \frac{\frac{3}{5} \times \frac{1}{5} \times \frac{4}{5} \times \frac{3}{5} \times \frac{5}{14}}{P(D)}$$

$$\approx \frac{0.0206}{P(D)}$$

Outlook	Temp.	Humidity	Windy	Play
Sunny	Cool	High	True	?

← 预测样本 D

模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 7

癌症病人数据



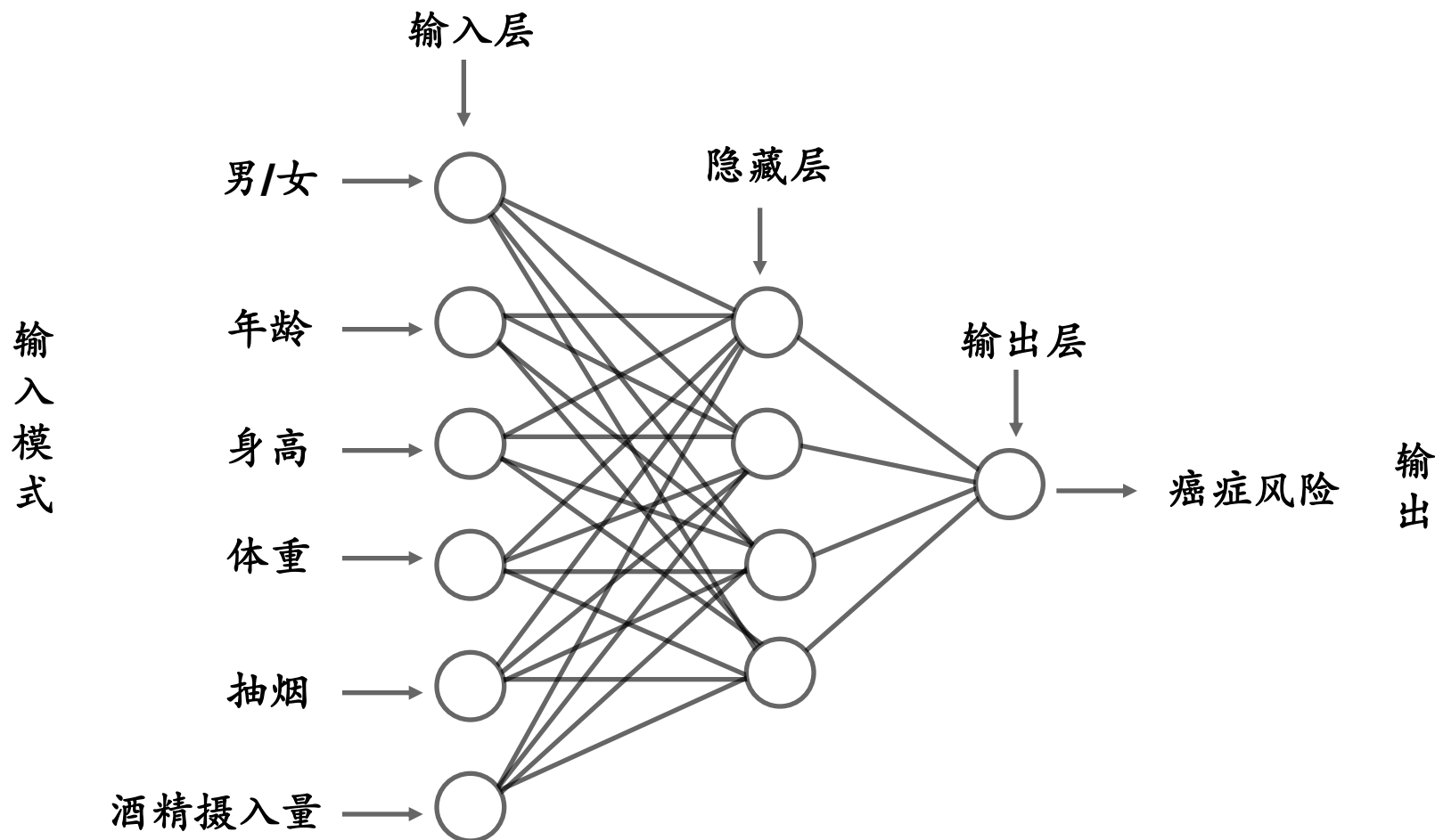
性别	年龄	身高	体重	抽烟	酒精摄入量	癌症风险
1	38	1.73	78	1	0.77	0.75
0	51	1.65	64	1	0.83	0.88
1	44	1.70	77	1	0.64	0.80
1	57	1.84	85	1	0.90	0.90
0	73	1.60	55	0	0.30	0.66
0	53	1.57	72	1	0.79	0.81
0	62	1.67	60	1	0.85	0.84
1	50	1.68	78	1	0.84	0.83
0	48	1.70	70	0	0.43	0.60
1	55	1.77	81	0	0.44	0.68
0	61	1.63	66	1	0.80	0.86
o o o						

模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 7



癌症病人数据



模式识别与机器学习的基本概念

Pattern Recognition & Machine Learning: Example 8

面包→黄油

购物篮数据



尿布→牛奶

事务ID	商品
1	{面包, 黄油, 尿布, 牛奶}
2	{咖啡, 糖, 小甜饼, 鲑鱼}
3	{面包, 黄油, 咖啡, 尿布, 牛奶, 鸡蛋}
4	{面包, 黄油, 鲑鱼, 鸡蛋}
5	{鸡蛋, 面包, 黄油}
6	{鲑鱼, 尿布, 牛奶}
7	{面包, 茶, 糖, 鸡蛋}
8	{咖啡, 糖, 鸡, 鸡蛋}
9	{面包, 尿布, 牛奶, 盐}
10	{茶, 鸡蛋, 小甜饼, 尿布, 牛奶}

模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

1. 泛化能力

提高泛化能力是永远的追求，几乎所有的领域，都希望越准越好

目前泛化能力比较强的技术：

- 支持向量机 (SVM)
- 集成学习 (ensemble learning)
- 深度学习 (deep learning)

第一个挑战问题：

今后10年 **能否更“准”？**

如果能，会从哪儿来？



机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

2. 速度

加快速度也是永远的追求，几乎所有的领域，都希望越快越好

“训练速度” vs. “测试速度”：

- 训练速度快的往往测试速度慢：k近邻
- 测试速度快的往往训练速度慢：神经网络

第二个挑战问题：

今后10年 **能否更“快”？**

能否做到“训练快”、“测试也快”吗？

如果能，如何做？



机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

3. 可理解性

目前强大的技术几乎都是（或基本上是）“黑盒子”（神经网络、支持向量机、集成学习），绝大多数领域都希望有“可理解性”

- 故障诊断
- 气象预测

第三个挑战问题：

今后10年 **能否产生“白盒子”？**

是和“黑盒子”完全不同的东西，还是从“黑盒子”变出来？

模式识别与机器学习的基本概念

机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

4. 数据利用能力

传统的机器学习技术 —> 对有标记数据进行学习 (监督学习)

随着数据收集能力飞速提高、Internet的出现, 在大多数领域中都可以很容易地获得大量未标记数据、噪声数据

- 医学图像数据

- 用户数据

第四个挑战问题:

今后10年 **能否 “数据通吃” ?**
如何 “吃”



机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

- 5. 代价敏感

目前的机器学习技术 —> 降低错误率

大多数领域中的错误代价都不一样

- 癌症筛查
- 信用预测

第五个挑战问题：

今后10年 **能否 “趋利避害” ？**

在达到较低的总错误率的基础上，
如何“趋”、如何“避”？



机器学习 (Machine Learning)

- 机器学习面临的挑战

现阶段对机器学习的研究可能不应再过多地强调模拟人的学习能力，可能应该把机器学习真正当成一种支持技术（手段而非目的），考虑不同领域甚至不同学科对机器学习的需求，找出其中具有共性的、必须解决的问题，并进而着手研究



“普适机器学习” (Pervasive ML)

在任何一个挑战问题上取得的突破性进展，都可能成为对机器学习的重要贡献

模式识别与机器学习的基本概念

Baidu百聘

北京

全职 模式识别 招聘

百度一下

全部职位分类

首页


全职招聘

校园招聘

兼职招聘

招聘会

宣讲会



综合排序

按发布时间排序

按薪资排序

为您优选176个放心职位

微信模式识别自然语言处理算法工程师(北京)	22000-27000
北京-海淀区 腾讯数码(深圳)有限公司	今天发布 来自BOSS直聘
模式识别研究员(AR智能硬件 初创公司)	25000以上
北京-不限 AR智能硬件 初创公司	昨天发布 来自猎聘网
图像算法工程师/图像处理与模式识别算法工程师	25000以上
北京/上海-北京/上海 某实力科技公司	昨天发布 来自智联卓聘
图像处理算法研发(机器视觉/图像处理/模式识别)	面议
北京市-不限 中国大恒(集团)有限公司北京图像视觉技术分公司	昨天发布 来自OFweek人才网
模式识别实习生	2000-4000
北京-东城区 无锡天脉聚源传媒科技有限公司	今天发布 来自BOSS直聘
图像算法工程师(机器视觉/图像处理/模式识别/视频监控/医疗)	面议
北京市-不限 北京华夏视科图像技术有限公司	昨天发布 来自OFweek人才网

2018.2.26

模式识别与机器学习的基本概念

Baidu百聘

北京

全职机器学习 招聘

百度一下

全部职位分类

首页

全职招聘

校园招聘

兼职招聘

招聘会

宣讲会



综合排序

按发布时间排序

按薪资排序

为您优选3199个放心职位

机器学习工程师	18000-35000
北京 阳光财产保险股份有限公司3	2018-02-24发布 来自智联招聘
机器学习	6000-9000
北京-朝阳区 北京妙手莲华健康管理有限公司	今天发布 来自BOSS直聘
算法专家机器学习(国内知名环保上市公司)	25000以上
北京-不限 国内知名环保上市公司	2018-02-24发布 来自猎聘网
机器学习算法工程师 (AI方向) (玖富金科控股集团有限责任公司)	25000-50000
北京 玖富金科控股集团有限责任公司	2018-02-24发布 来自拉勾网
自然语言处理及机器学习研究员	20000-40000
北京-朝阳区 三角兽科技	昨天发布 来自脉脉
机器学习算法工程师	面议
北京-西城 北京艾贝珂技术开发有限公司	昨天发布 来自58同城

2018.2.26

合作实习：

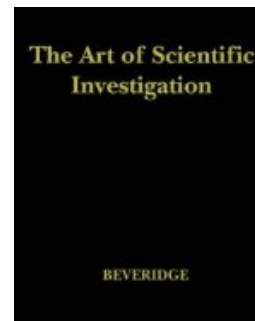
- 自然语言处理（人机对话）



wangyong@ucas.ac.cn

模式识别与机器学习的基本概念

成功的科学家往往是兴趣广泛的人。他们的独创精神可能来自他们的博学。多样化会使人观点新鲜，而过于长时间钻研一个狭窄的领域则易使人愚钝。



——W.I.B. Beveridge

英国剑桥大学动物病理学家 (1908 - 2006)

任何事物都没有真正正确的解释，解释是为人们理解而服务的一种媒介。解释的价值是使得他人可以更富有成果的思考。



——Andreas Buja

美国宾夕法尼亚大学统计系教授

我从来不记在辞典上已经印有的东西。我的记忆力是运用来记忆书本上还没有的东西。





To be continued

wangyong@ucas.ac.cn



<http://people.ucas.ac.cn/~wangyong>

