

## COMP9414：人工智能第9c讲。复



韦恩-沃布克

电邮：w. wobcke@unsw. edu. au

### 讲座

- 人工智能和代理
- 问题的解决和搜索
- 约束满足问题
- 逻辑和知识表示
- 用不确定性进行推理

### 什么是代理人？

一个实体

- 位于：在一个动态变化的环境中运作
- 反应性：及时对变化做出反应
- 自主：可以控制自己的行为
- 积极主动：表现出目标导向的行为
- 沟通：与其他代理人协调？

例如：人类、狗、...、昆虫、海洋生物。.....，恒温器？

目前的机器人在规模上处于什么位置？

### 环境类型

- 机器学习
- 自然语言处理
- 基于知识的系统
- 神经网络和强化学习

---

完全可观察与部分可观察

代理人的传感器可以获得环境的完整状态（不需要内部状态）。

确定性的与随机性的

环境的下一个状态仅由当前状

---

态和代理人的行动选择决定

集合式与连续式

代理人的经验分为

"情节"；代理人不需要在情节性环境中提前思考

静态与动态

代理人审议时，环境发生变化 离散与连续

不同的、明确定义的观念和行动数量有限

---

指定代理

- **观念**：通过传感器对代理人的输入
  - **行动**：通过效应器向代理人提供的输出。
  - **目标**：代理人的目标或业绩衡量标准
  - **环境**：代理人所处的世界
- 最一般的是，从感知序列到行动的函数
- 理想情况下，理性的代理人做任何行动都会使一些绩效指标最大化
- 代理人可能不知道绩效指标（Russell和Norvig 2010）。
- 资源受限的代理必须根据其感知、计算和记忆的限制做出 "足够好"的决定（设计权衡）。

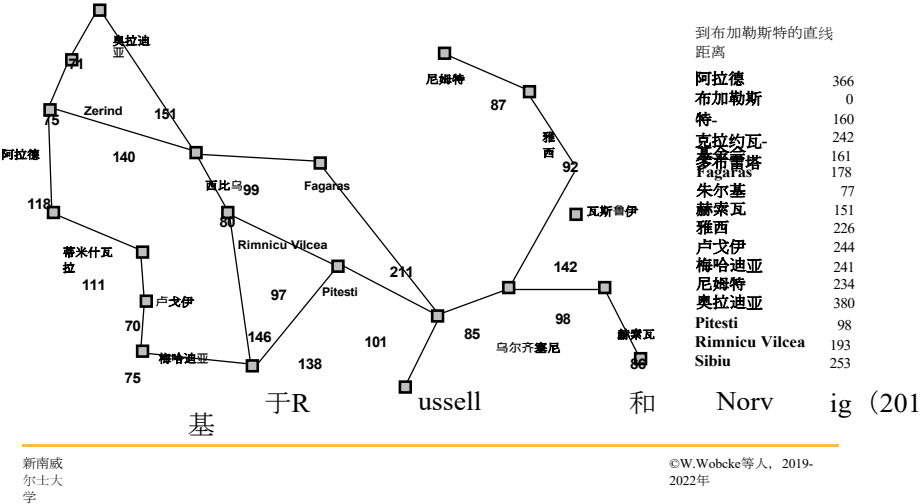
状态空间搜索问题

- **状态空间**--  
从初始状态到任何行动序列可达到的所有状态的集合。
- **初始状态** - 状态空间的元素
- **过渡期**
  - ▲ **操作者** -  
代理人可支配的可能行动的集合；描述在当前状态下执行行动后达到的状态，或
  - ▲ **继承函数** -  $s(x)$ =通过执行一个动作可从状态 $x$ 到达的状态集
- **目标状态** - 状态空间的一个或多个元素
- **路径成本** -  
用于评估解决方案的一连串转换的成本（适用于优化问题）。

代理商实例

代理人类型	观念	行动	目标	环境
医学诊断系统	症状。 调查结果。 病人的反应	问题。 测试。 治疗	健康的病人，最小化的成本	病人，医院
卫星成像系统	变化的像素- 摄取 强度、 颜色	印刷品。 场景化 的场景	纠正 归 类	来自口咬卫星的图像
自动驾驶出租车司机	摄像机。 速度表，GPS。 声呐 ，麦克风	操纵、加速、 刹车、与乘客 交谈	安全、快速、合法。 舒适的旅行， 最大化的利润	道路、其他交通、行人、顾客
机器人足球赛的机器人	相机im- 年龄，激光 测距仪读数、 声纳读数	移动电机，"踢" "球"	进球	有球和其他机器人的运动场

问题实例--罗马尼亚地图



0) 的图2.5。

Dobreta	120	布加勒斯特	蒂米什瓦 拉	329
	克拉約瓦	90	马尔齐塞	80
		朱尔基	尼-瓦斯雷- 泽林德	199
			EXP A Ń KOPO	374

摘要 - 盲目搜索

准则	广度 首先	统一的 费用	深度- 首先	深度- AAA	迭代式 深化	双向的
时间	$bd$	$bd$	$bm$	盲文	$bd$	$b^{\frac{d}{2}}$
空间	$bd$	$bd$	$bm$	盲文	$bd$	$b^{\frac{d}{2}}$
最优	是	是	没有	没有	是	是
完整的	是	是	没有	是的, 如果 $l \geq d$	是	是

$b$  - 分支因子  
 $d$  - 最浅的解决方案的深度  
 $m$  - 树的最大深度  
 $l$  - 深度限制

约束满足问题

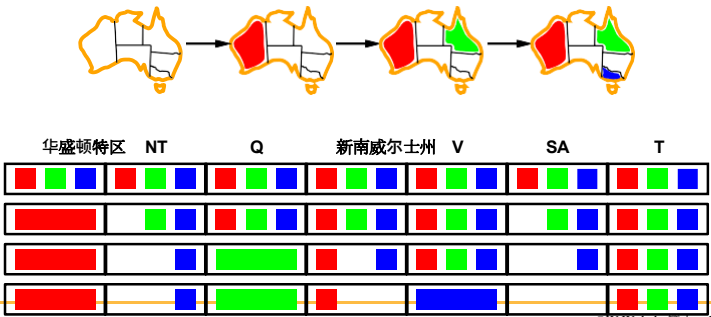
- 约束满足问题是由一组变量 $X_i$ ，每个变量都有一个可能值的域 $D_i$ ，以及一组约束条件 $C$ 所定义的。
- 目的是为每个变量 $X_i$ （从域 $D_i$ ）找到一个分配，使所有的约束条件 $C$ 得到满足。

A\* 搜索

- 思想。使用生成路径的成本和对目标的估计来排列前沿的节点。
- $g(n)$  = 从起点到 $n$ 的路径成本;  $h(n)$  = 从 $n$ 到目标的估计值
- 使用函数 $f(n)=g(n)+h(n)$ 排序优先队列
- $f(n)$ 是扩展该路径的最廉价解决方案的估计成本
- 以最小的 $f$ 值从边界上扩展节点
- 本质上结合了统一成本搜索和贪婪搜索

前瞻性检查

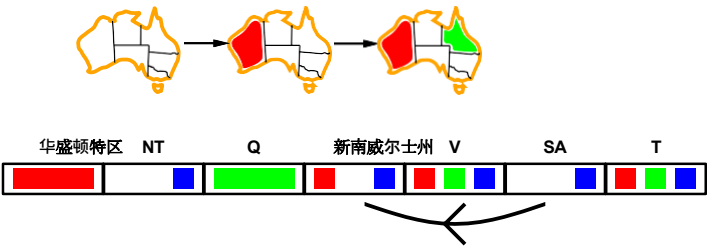
想法。跟踪未分配变量的剩余合法值  
当任何变量没有合法值时，终止搜索



## 弧形的连贯性

约束传播的最简单形式是弧形一致

弧形（约束） $X \rightarrow Y$ 是弧形一致的，如果  
对于 $dom(X)$ 中的每个值 $x$ ， $dom(Y)$ 中都有一些允许的 $y$ 。



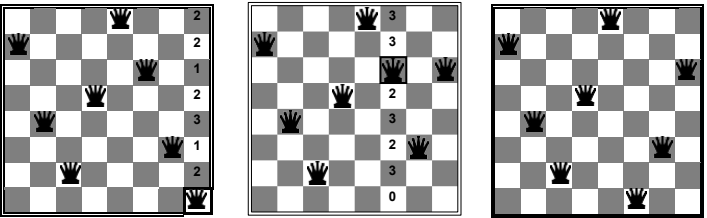
通过从 $dom(X)$ 中删除任何这样的 $x$ ，使 $X \rightarrow Y$ 弧形一致。

## 命题逻辑

- 用字母代表 "基本" 命题；用 "不是"、"和"、"或"、"意味着"、"iff" 等运算符将它们组合成更复杂的句子
- 命题连接词。

$\neg$	否定	$\neg P$	"不是P"
$\wedge$	合并	$P \wedge Q$	"P和Q"
$\vee$	交叉连接	$P \vee Q$	"P或Q"
$\rightarrow$	意思是说	$P \rightarrow Q$	"如果P那么Q"
$\leftrightarrow$	双项式	$P \leftrightarrow Q$	"P当且仅当Q"

## 小冲突的爬坡活动



- 变量选择：随机选择任何有冲突的变量
- 通过最小冲突启发式的价值选择

## 真值表语义

- 连接词的语义可由真值表给出
  - ▲ 选择违反最小约束的值
  - ▲ 可以（经常）解决 $n \approx 10,000$ 的 $n$ -Queens问题

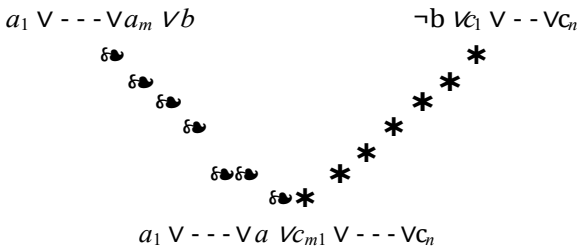
$P$	$Q$	$\neg P$	$P \wedge Q$	$P \vee Q$	$P \rightarrow Q$	$P \leftrightarrow Q$
真	真	假的	真	真	真	真
真	假的	假的	假的	真	假的	假的
假的	真	真	假的	真	真	假的
假的	假的	真	假的	假的	真	真

- 对变量的 "真/假 "的每一种可能分配都有一行。
- 重要： $P$ 和 $Q$ 是任何句子， 包括复杂的句子。

## 定义

- 如果一个句子在所有可能的 "真"/"假" 变量分配下都是 "真", 则该句子是有效的 (例如,  $P \vee \neg P$ ) 。
- 同义词是一个有效的句子
- 如果两个句子有相同的真值表, 那么它们就是等价的, 例如  $P \wedge Q$  和  $Q \wedge P$ 
  - ▲ 所以, 当且仅当  $P \leftrightarrow Q$  有效时,  $P$  就等同于  $Q$ 。
- 如果存在一些对其变量的真/假分配, 且该句子为真, 则该句子是可满足的。
- 如果一个句子是不可满足的 (例如,  $P \wedge \neg P$ ) , 那么它就是不可满足的。
  - ▲ 句子对其变量的所有真/假分配都是假的
  - ▲ 所以, 当且仅当  $\neg P$  是不可满足的时候,  $P$  是一个同义词。

## 解决推理规则



其中  $B$  是一个命题变量,  $A_i$  和  $C_j$  是字面意思。

- $B$  和  $\neg B$  是互补的字词
- $A_1 \vee \dots \vee A_m \vee C_1 \vee \dots \vee C_n$  是两个子句的解析。
- 特殊情况。如果没有  $A_i$  和  $C_j$  , 解析器是空句, 表示为

## 转换为共轭正常形式

- 消除  $\leftrightarrow$ , 将  $P \leftrightarrow Q$  改写为  $(P \rightarrow Q) \wedge (Q \rightarrow P)$  。
- 消除  $\rightarrow$  将  $P \rightarrow Q$  改写为  $\neg P \vee Q$
- 使用德摩根定律将  $\neg$  向内推 (重复)。
  - ▲ 将  $\neg(P \wedge Q)$  改写为  $\neg P \vee \neg Q$
  - ▲ 改写  $\neg(P \vee Q)$  为  $\neg P \wedge \neg Q$
- 消除双重否定: 将  $\neg \neg P$  改写为  $P$
- 使用分配律得到 CNF [或 DNF] -- 如果需要的话

## 应用决议反驳

- ▲ 将  $(P \wedge Q) \vee R$  改写为  $(P \vee R) \wedge (Q \vee R)$  [用于 CNF]
- ▲ 将  $(P \vee Q) \wedge R$  改写为  $(P \wedge R) \vee (Q \wedge R)$  [对于 DNF]



- 
- 否定要证明的询问（决议是一个反驳系统）
  - 将知识库和否定式查询转换为CNF
  - **反复**应用解析，直到推导出空句（矛盾）或无法推导出更多的句子。
  - **如果**导出了空子，则回答  
"是"（查询从知识库出发），否则回答  
"否"（查询不从知识库出发）。

随机变量

- 命题是随机变量，可以有几个值  
 $P(\text{天气=晴天}) = 0.8$   
 $P(\text{天气=雨天}) = 0.1$   
 $P(\text{天气=阴天}) = 0.09$   
 $P(\text{天气=雪天}) = 0.01$
- 每个随机变量X都有一个可能的值域  
 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$
- 所有可能值的概率 $P(\text{Weather}) = \{0.8, 0.1, 0.09, 0.01\}$ 是一个概率分布
- $P(\text{Weather}, \text{Appendicitis})$ 是随机变量的组合，由交叉乘积表示(也可以用逻辑连接词 $P(A \wedge B)$ 来表示复合事件)

贝叶斯法则

- $$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$$
- 人工智能系统放弃了联合概率，直接使用贝叶斯法则的条件概率工作
  - 推导出贝叶斯规则。  
 $p(a \wedge b) = p(a|b)p(b)$  (定义)  
 $p(b \wedge a) = p(b|a)p(a)$  (定义)  
所以 $P(A|B)P(B) = P(B|A)P(A)$  因为 $P(A \wedge B) = P(B \wedge A)$   
因此，如果 $P(A) \neq 0$ ，则 $P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)}$
  - 注：如果 $P(A) = 0$ ，则 $P(B|A)$ 是未定义的。

枚举的条件概率

	牙痛		牙痛	
	接住	接住	接住	接住
空腔	.108	.012	.072	.008
空腔	.016	.064	.144	.576

$$P(\neg \text{蛀牙} | \text{牙痛}) = \frac{P(\neg \text{蛀牙} \wedge \text{牙痛})}{P(\text{牙痛})}$$

$$= \frac{0.016 + 0.064}{0.108 + 0.012 + 0.016 + 0.064} = 0.4$$

贝叶斯网络

- 例子（珍珠，1988）。

The diagram shows a Bayesian network with five nodes: 入室盗窃 (Burglary), 地震 (Earthquake), 警报 (Alarm), 呼叫中心 (JohnCalls), and 玛丽-卡尔 (MaryCalls). The nodes are connected as follows: 入室盗窃 and 地震 are parents of 警报. 警报 is a parent of 呼叫中心 and 玛丽-卡尔. There are also self-loops on 呼叫中心 and 玛丽-卡尔. The probabilities for each node are:  $P(\text{入室盗窃}) = 0.001$ ,  $P(\text{地震}) = 0.002$ ,  $P(\text{警报})$  (with a table for its conditional probabilities),  $P(\text{呼叫中心})$  (with a table for its conditional probabilities), and  $P(\text{玛丽-卡尔})$ .

入室盗窃	地震	警报	概率
真	真	真	0.95
真	真	假	0.05
真	假	真	0.94
真	假	假	0.06
假	真	真	0.29
假	真	假	0.71
假	假	真	0.01
假	假	假	0.99

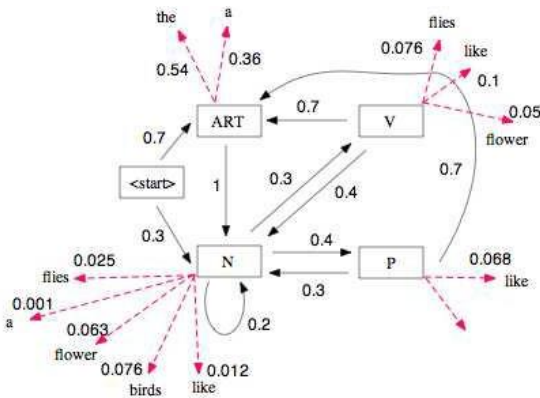
警报	呼叫中心	概率
真	真	0.9
真	假	0.1
假	真	0.05
假	假	0.95

警报	玛丽-卡尔	概率
真	真	0.7
真	假	0.3
假	真	0.1
假	假	0.9
- 概率概括了潜在的无限可能的情况。

例子 - 因果推理

- $P(JohnCalls|Burglary)$
- $p(j|b) = p(j|a \wedge b) + P(a|b) + P(j|\neg a \wedge b) \cdot P(\neg A|B)$   
 $= P(J|A) \cdot P(A|B) + P(J|\neg A) \cdot P(\neg A|B)$   
 $= P(J|A) \cdot P(A|B) + P(J|\neg A) \cdot (1 - P(A|B))$
- 现在  $P(A|B) = P(A|B \wedge E) + P(A|B \wedge \neg E) \cdot P(\neg E|B)$   
 $= P(A|B \wedge E) \cdot P(E) + P(A|B \wedge \neg E) \cdot P(\neg E)$   
 $= 0.95 \times 0.002 + 0.94 \times 0.998 = 0.94002$
- 因此,  $P(J|B) = 0.90 \times 0.94002 + 0.05 \times 0.05998 = 0.849017$
- 事实3:  $P(X|Z) = P(X|Y \wedge Z) + P(X|\neg Y \wedge Z) \cdot P(\neg Y|Z)$ , 因为  $X \wedge Z \Leftrightarrow (X \wedge Y \wedge Z) \vee (X \wedge \neg Y \wedge Z)$  (事实2的条件版本)

用于POS标签的隐马尔可夫模型



Bigram模型

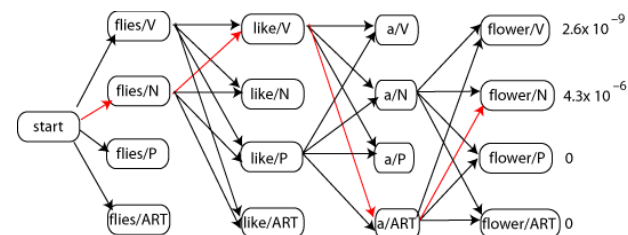
最大化  $P(w_1, \dots, w_n | t_1, \dots, t_n) \cdot P(t_1, \dots, t_n)$

- 应用独立假设 (马尔可夫假设)。
  - ▲  $P(w_1, \dots, w_n | t_1, \dots, t_n) = \prod P(w_i | t_i)$
  - ▲ 观察 (词) 只取决于状态 (标签)。
  - ▲  $P(t_1, \dots, t_n) = P(t_n | t_{n-1}) \cdot \dots \cdot P(t_0 | \varphi)$ , 其中  $\varphi$  = 开始
  - ▲ 大图模型: 状态 (标签) 只取决于先前的状态 (标签)。
- 估计概率
  - ▲  $P(t_i | t_j) = \#((t_j, t_i \text{ 发生}) / \#(t_j \text{ 开始一个大词})$
  - ▲ 选择使  $\prod P(w_i | t_i)$  最大化的标签序列。  $P(t_i | t_{i-1})$

维特比算法

- ▲ 由有限状态机生成的语篇

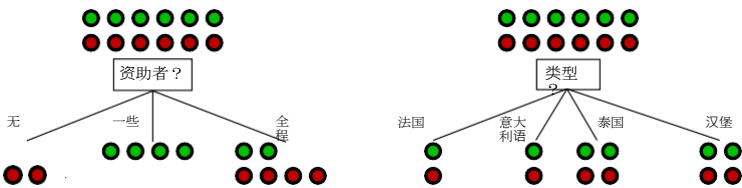
1. 向前扫过（一次一个词），只保存每个标签 $l$ 的最可能序列（及其概率） $w_l$
2. 选择最高概率的最终状态
3. 沿着链子往回走，提取标签序列



监督学习

- 给定一个训练集和一个测试集，每个训练集由一组项目组成，训练集中的每个项目都有一组特征和一个目标输出
- 学习者必须学习一个可以预测任何给定项目的目标输出的模型（由其特征集来描述）。
- 学习者被赋予训练集中每个项目的输入特征和目标输出。
  - ▲ 项目可以一次性（批量）或按顺序（在线）提出。
  - ▲ 项目可以随机或按时间顺序呈现（流）。学习者在定义模型时根本无法使用测试集
- 模型通过预测测试集中每个项目的输出的性能进行评估。

选择一个属性进行分割



与类型相比，赞助人是一个 "信息量更大" 的属性，因为它将例子更接近于分成 "所有正面 "或 "所有负面 "的集合。

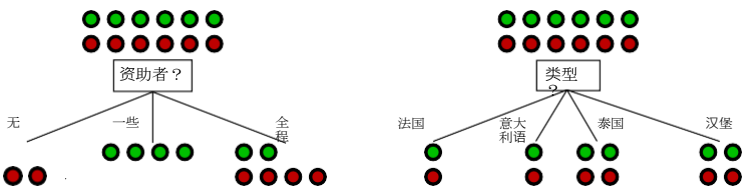
这种 "信息量 "的概念可以用 "熵 "的数学概念进行量化。

通过最小化每一步的熵，可以建立一个解析树

餐厅训练数据

	符号	吧台	F/S	匈奴	斐斯泰洛齐	价格	雨	共和国	类型	遗产	等等？
X <sub>1</sub>	T	F	F	T	一些	\$\$\$	F	T	法国	0-10	T
X <sub>2</sub>	T	F	F	T	全程	\$	F	F	泰国	30-60	F
X <sub>3</sub>	F	T	F	F	一些	\$	F	F	汉堡	0-10	T
X <sub>4</sub>	T	F	T	T	全程	\$	F	F	泰国	10-30	T
X <sub>5</sub>	T	F	T	F	全程	\$\$\$	F	T	法国	> 60	F
X <sub>6</sub>	F	T	F	T	一些	\$\$	T	T	意大利语	0-10	T
X <sub>7</sub>	F	T	F	F	无	\$	T	F	汉堡	0-10	F
X <sub>8</sub>	F	F	F	T	一些	\$\$	T	T	泰国	0-10	T
X <sub>9</sub>	F	T	T	F	全程	\$	T	F	汉堡	> 60	F
X <sub>10</sub>	T	T	T	T	全程	\$\$\$	F	T	意大利语	10-30	F
X <sub>11</sub>	F	F	F	F	无	\$	F	F	泰国	0-10	F
X <sub>12</sub>	T	T	T	T	全程	\$	F	F	汉堡	30-60	T

信息获取



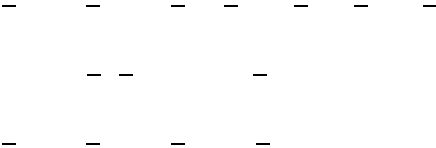
对于赞助人来说，熵值

$$= -\frac{1}{6} \log_2 \left( \frac{1}{6} \right) - \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{1}{2} \right) - \frac{1}{3} \log_2 \left( \frac{1}{3} \right) = 0 + 0 + \frac{1}{3} (1.585) + \frac{2}{3} (0.585) = 0.459$$

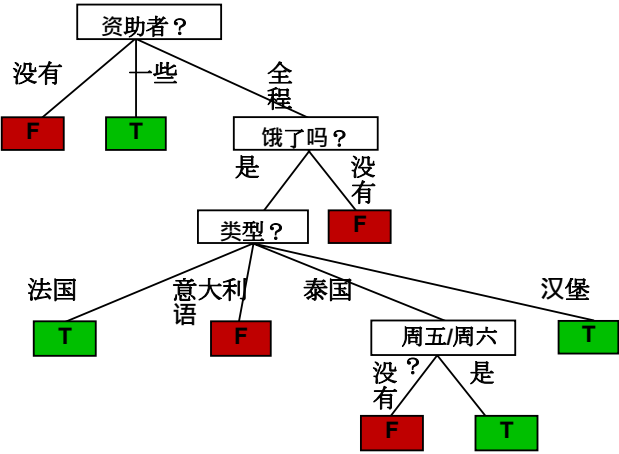
对于类型，熵

=

$$\frac{1}{6} + \frac{1}{6} + \frac{1}{3} + \frac{1}{3} = 1$$



诱导的决策树



文本分类

- 输入。一份文件（电子邮件、新闻报道、评论、推特）。
- 输出。从一个固定的班级集合中抽取一个班级
  - ▲ 所以文本分类是一个多类分类问题
  - ▲ .....有时是一个多标签的分类问题
- 学习问题
  - ▲ 输入。训练集的标记文件  $\{(d, c), -\}$ 。
  - ▲ 输出。学习到的分类器，将  $d$  映射到预测的  $c$  类上

拉普拉斯误差和修剪

按照奥卡姆剃刀，修剪那些对分类项目没有太大好处的分支（帮助归纳，避免过度拟合）。

对于一个叶子节点，所有的项目都将分配给该节点的大多数类别。使用拉普拉斯误差估计（未见过的）测试项目的错误率

$$E = 1 - \frac{n + 1}{N + k}$$

- $N$  = 节点上的（训练）项目总数
- $n$  = 多数类中的（训练）项目数
- $k$  = 班级的数量

伯努利模型

如果子节点的平均拉普拉斯误差超过了父节点的平均拉普拉斯误差，则修剪掉子节点。

---

最大化 $P(x_1, \dots, x_n | c)$ 。  $P(c)$

- 特征是文件中**是否**存在 $w_i$ 。

- 应用独立假设

- ▲  $P(x_1, \dots, x_n | c) = P(x_1 | c) \cdot \dots \cdot P(x_n | c)$

- ▲ 词 $w$ （不）在 $c$ 类中的概率与上下文无关

- 估计概率

- ▲  $P(w|c) = \#(w \text{ 在 } c \text{ 类中的文件}) / \#(c \text{ 类中的文件})$

- ▲  $P(\neg w|c) = 1 - P(w|c)$

- ▲  $P(c) = \#(c \text{ 类中的文件}) / \# \text{ 文件}$



奈何贝叶斯分类

$w1$	$w2$	$w3$	$w4$	级别
1	0	0	1	1
0	0	0	1	0
1	1	0	1	0
1	0	1	1	1
0	1	1	0	0
1	0	0	0	0
1	0	1	0	1
0	1	0	0	1
0	1	0	1	0
1	1	1	0	0

	等级=1	等级=0
$P(Class)$	0.40	0.60
$P(w_1   类)$	0.75	0.50
$P(w_2   类)$	0.25	0.67
$P(w_3   类)$	0.50	0.33
$P(w_4   类)$	0.50	0.50

对有 $w2$ 、 $w3$ 、 $w4$ 的文件进行分类

- $P(Class = 1|\neg w1, w2, w3, w4)$   
 $\approx ((1 - 0.75) * 0.25 * 0.5 * 0.5) * 0.4$   
 $= 0.00625$
- $P(Class = 0|\neg w1, w2, w3, w4)$   
 $\approx ((1 - 0.5) * 0.67 * 0.33 * 0.50) * 0.6$   
 $= 0.03333$

MNB实例

	词条	级别
$d_1$	中国人 北京人	$c$
$d_2$	中国 中国上海	$c$
$d_3$	中国澳门	$c$
$d_4$	东京 日本 中文	$j$
$d_5$	中国人 中国人 东京 日本	?

$P(\text{中文} | c)$  为了对文件 $d$ 进行分类  
 $= (5+1) / (8+6) = 3/7$   $P(\text{东京} | c)$   
 $= (0+1) / (8+6) = 1/14$   $P(\text{日本} | c)$   
 $= (0+1) / (8+6) = 1/14$   
 $P(\text{中文} | j) = (1+1)/(3+6) = 2/9$   
 $P(\text{东京} | j) = (1+1)/(3+6) = 2/9$   
 $P(\text{日本} | j) = (1+1)/(3+6) = 2/9$

- $P(c|d5) \propto [(3/7)^3 \cdot 1/14 \cdot 1/14] \cdot 3/4$   
 $\approx 0.0003$
- $P(j|d5) \propto [(2/9)^3 \cdot 2/9 \cdot 2/9] \cdot 1/4$   
 $\approx 0.0001$
- 选择 $c$ 类

文字袋模型

我喜欢这部电影!它很温馨，但有讽刺性的幽默。对话很好，冒险场面也很有趣，它能做到异想天开，又不失幽默。浪漫，同时对童话体裁的惯例感到好笑。我几乎会向任何人推荐它。我已经看过好几遍了，每当我有朋友还没有看过的时候，我总是很高兴再看一遍！”。

它	6
I	5
的	4
至	3
和	3
看到的	2
但	1
会	1
奇思妙想	1
时间	1
甜的	1
讽刺的	1
冒险	1
体裁	1
仙子	1
幽默	1
有	1
巨大的	1

## 自然语言--模糊性

- 自然语言表现出模糊性
  - "渔夫去了银行"(词条)
  - "男孩看到一个拿着望远镜的女孩" (结构) "每个学生都参加考试" (语义)
  - "桌子无法通过门口，因为它太[宽/窄]了" (务实)。
- 含糊不清使人难以解释短语/句子的含义
  - ▲ 但也使推理更难定义和计算
- 通过映射到无歧义的表述来解决歧义问题

典型（小）语法

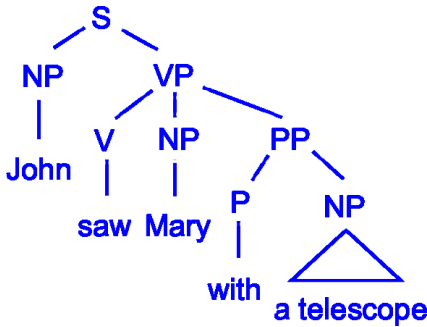
S → NP VP  
NP → [Det] Adj\* N [AP | PP | Rel Clause]\*  
VP → V [NP] [NP] PP\*  
AP → Adj  
PP PP → P  
NP  
Det → a | an | the | ...  
N → 约翰|公园|望远镜| ... V →  
锯子 | 喜欢 | 相信 | ... Adj → hot  
| hotter | ...  
P → in | ...

特殊符号：\* 是 "0或更多"；[...] 是 "可选的"

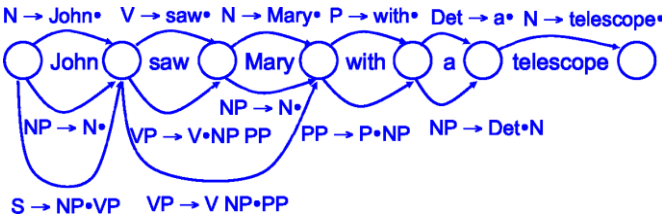
图表解析

- 使用图表来记录解析的片段和假说
- 假设 $N \rightarrow \alpha\beta$ ，其中 $N \rightarrow \alpha\beta$ 是一条语法规则，意味着"试图将N解析为 $\alpha\beta$ ，并且到目前为止已经解析了 $\alpha$ "
- 图表中每个词的间隙、开始和结束都有一个节点
- 每个假设在图表中都有一个弧线
- 在每个步骤中，应用基本规则
  - ▲ 如果图表有 $N \rightarrow \alpha B \beta$ ，从 $n_1$ 到 $n_2$ ， $B \rightarrow \gamma$ 从 $n_2$ 到 $n_3$ 从 $n_1$ 到 $n$ 添加 $N \rightarrow \alpha B - \beta_3$
- 当 $S \rightarrow \alpha$ -被从头到尾加入时，接受句子
- 可以产生任何形式的推导

句法结构



示例图表



句法含糊 = 多于一个解析树

一阶逻辑

- 术语：常数、变量、应用于术语的函数（参考对象）。
    - ▲ 例如,  $a, f(a), mother\ of\ (Mary), \dots$
  - 原子公式：应用于术语组的谓语
    - ▲ 例如,  $likes(Mary, mother\ of\ (Mary)), likes(x, a)$
  - 量化的公式。
    - ▲ 例如,  $\forall x likes(x, a), \exists x likes(x, mother\ of\ (y))$
- 这里 $x$ 的第二次出现被量词所约束（第一种情况是 $\forall$ ，第二种情况是 $\exists$ ），第二种公式中的 $y$ 是自由的。

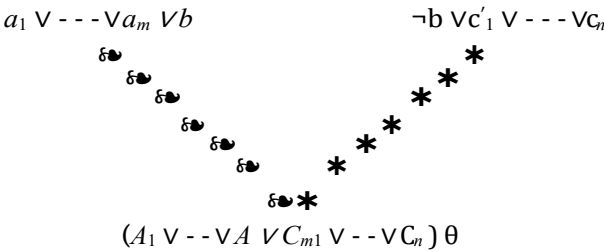
定义语义属性

- 兄弟是兄弟姐妹
- $\forall x \forall y (兄弟(x, y) \rightarrow 同胞(x, y))$
- "兄弟姐妹"是对称的
- $x \forall y (兄弟姐妹(x, y) \leftrightarrow 兄弟姐妹(y, x))$
- 一个人的母亲是一个人的女性父母
- $\forall x \forall y (mother(x, y) \leftrightarrow (female(x) \wedge parent(x, y)))$
- 大表哥是父母的兄弟姐妹的孩子
- $\forall x \forall y (大表哥(x, y) \leftrightarrow \exists p \exists s (parent(p, x) \wedge sibling(p, s) \wedge parent(s, y)))$

将英语转换为一阶逻辑

- 每个人都喜欢躺在沙滩上 -  $\forall x likes\ lying\ on\ beach(x)$
- 有人喜欢Fido -  $\exists x likes(x, Fido)$
- 没有人喜欢Fido -  $\neg \exists x likes(x, Fido)$  (或  $\forall x \neg likes(x, Fido)$ )
- Fido不喜欢所有人 -  $\neg \forall x likes(Fido, x)$
- 所有的猫都是哺乳动物 -  $\forall x (cat(x) \rightarrow mammal(x))$
- 一些哺乳动物是肉食性的 -  $\exists x (mammal(x) \wedge carnivorous(x))$
- 注： $\forall x A(x) \Leftrightarrow \neg \exists x \neg A(x), \exists x A(x) \Leftrightarrow \neg \forall x \neg A(x)$

第一顺序决议



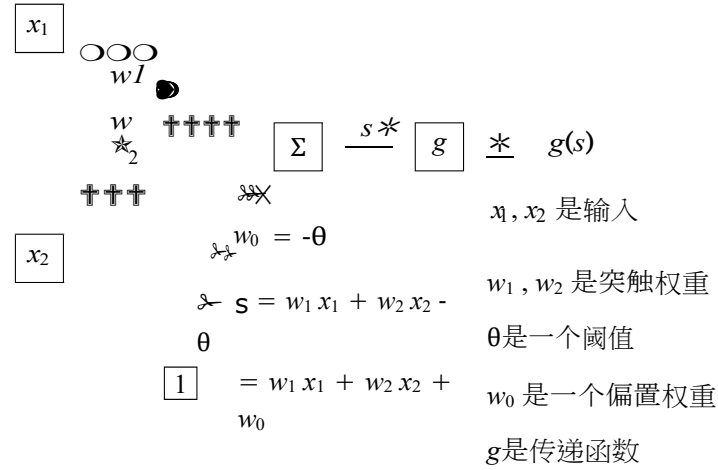
- 其中,  $B, B'$  是正字,  $A_i, C_j$  是字,  $\theta$ 是 $B$ 和 $B'$ 的一个mgu'
- $B$ 和 $\neg B'$  是互补的字词
  - $(A_1 \vee \dots \vee A \vee C_{m1} \vee \dots \vee C_n) \theta$  是两个子句的解析。

- 特殊情况。如果没有 $A_i$ 和 $C_j$ ，解析器为空句，表示为 $\square$ 。

统一

- 两个原子式的统一器是用术语代替变量，使它们完全相同。
  - △ 每个变量最多只有一个关联项
  - △ 同时采用替代法
- $P(x, f(a), z)$ 和 $P(z, z, u)$ 的统一器。 $\{x/f(a), z/f(a), u/f(a)\}$ 。
- 替代物  $\sigma_1$  是一个比置换 $\sigma$ 更普遍的统一器。<sub>2</sub> 如果对于某种替换， $\sigma_2 = \sigma_1 \tau$ （即 $\sigma_1$ 后面是 $\tau$ ）。
- 该定理。如果两个原子式是可以统一的，它们就有一个最一般的统一者（mgu）。

单一神经元的McCulloch和Pitts模型



实例

- $\{P(x, a), P(b, c)\}$ 是不可以统一描述的
- $\{P(f(x), y), P(a, w)\}$ 是不可控的。
- $\{P(x, c), P(b, c)\}$ 可由 $\{x/b\}$ 统一表述。
- $\{P(f(x), y), P(f(a), w)\}$ 是可以统一的，因为 $\sigma = \{x/a, y/w\}, \tau = \{x/a, y/a, w/a\}, \nu = \{x/a, y/b, w/b\}$ . 请注意， $\sigma$ 是一个mgu， $\tau = \sigma\theta$ ，其中 $\theta = \dots$ ？

感受器学习规则

在每个输入呈现时调整权重 回收 $s = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0$

如果 $g(s)=0$ ，但应该是1。 如果 $g(s)=1$ ，但应该是0。

$w_k \leftarrow w_k + \eta x_k$   $w_k \leftarrow w_k - \eta x_k$

$w_0 \leftarrow w_0 + \eta$   $w_0 \leftarrow w_0 - \eta$

所以  $s \leftarrow s + \eta(1 - s)$  所以  $s \leftarrow s - \eta(s - 1)$

$\Sigma x^2$   $k$

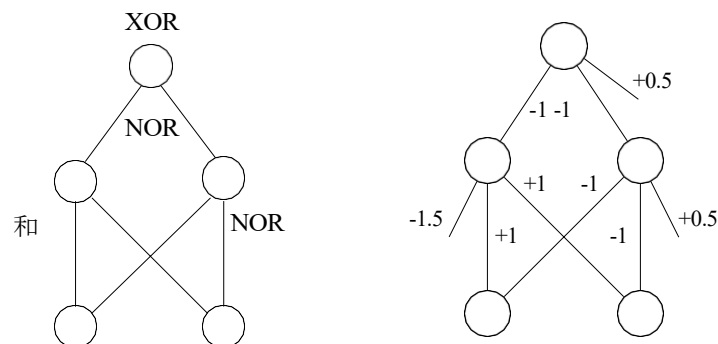
- $\{P(x), P(f(x))\}$ 并不是可以统一的（c.f. 发生检查！）。

否则权重不变（ $\eta > 0$ 称为学习率）。

该定理。只要数据是线性可分的，最终就能学会正确分类



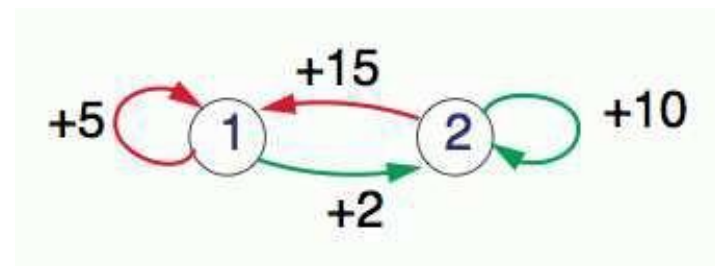
## 多层神经网络



问题。给出一个明确的逻辑函数，我们可以手工设计一个多层神经网络来计算该函数--

但如果只是给我们一组训练数据，我们能否训练一个多层网络来适应这些数据？

## 例子。无限折扣的奖励



问题。最佳政策是否取决于 $\gamma$ ？

## 强化学习框架

- 代理人与环境的互动
- 有一个状态的集合 $S$ 和一个行动的集合 $A$
- 在每个时间步骤 $t$ ，代理人处于某个状态 $s_t$ ，必须选择一个行动 $a_t$ ，然后进入状态 $s_{t+1} = \delta(s_t, a_t)$ ，并获得奖励 $r(s_t, a_t)$
- 一般来说， $r()$ 和 $\delta()$ 可以是多值的，有一个随机元素

## 示例的计算方法

该定理。在一个确定的环境中，对于一个最佳政策，价值函数 $V^*$ 满足贝尔曼方程。 $V^*(s) = r(s, a) + \gamma V^*(\delta(s, a))$ 具有无限的贴现报酬，其中 $a = \pi^*(s)$ 是 $s$ 处的最优行动。

让 $\delta^*(s)$ 为 $\pi^*(s)$ 的过渡函数，假设 $\gamma=0.9$

1. 假设 $\delta^*(s_1) = s_1$ 。那么 $V^*(s_1) = 5 + 0.9V^*(s_1)$ 所以 $V^*(s_1) = 50$  假设 $\delta^*(s_2) = s_2$ 。那么 $V^*(s_2) = 10 + 0.9V^*(s_2)$ 所以 $V^*(s_2) = 100$
2. 假设 $\delta^*(s_1) = s_2$ 。那么 $V^*(s_1) = 2 + 0.9V^*(s_2)$ 所以 $V^*(s_1) = 92$  假设 $\delta^*(s) = s$ 。那么 $V^*(s) = 10 + 0.9V^*(s)$ 所以

$$V^*(s) = 100$$

- 目的是找到一个最佳政策  $\pi : S \rightarrow A$ ，使累积奖励最大化。

- 假设  $\delta^*(s_1) = s_2$ 。那么  $V^*(s_1) = 2 + 0.9V^*(s_2)$  所以  $V^*(s_1) = 81.6$  假设  $\delta^*(s_2) = s_1$ 。那么  $V^*(s_2) = 15 + 0.9V^*(s_1)$  所以  $V^*(s_2) = 88.4$

所以2是最佳政策

## 考试形式

1. 阅读时间 - 10分钟
2. 时间允许 - 2小时
3. 该考试占最终分数的60%。
4. 需要达到40%的分数（60分中的24分）才能通过课程。
5. 问题总数 - 40
6. 所有问题都有1分 - 没有问题是可选的
7. 每题最多选择一个答案
8. 不正确的答案会被扣0.1分

考试期间如有任何疑问，请联系课程召集人（w.wobcke@unsw.edu.au）或课程管理员（a.chitizadeh@unsw.edu.au）。考试期间的任何公告  
考试将使用课程电子邮件别名通过电子邮件发送给学生。

## 考试条件

8. 在这次考试中，除了课程工作人员，你不允许与任何人交流（包括电子邮件、电话、聊天、谈话等任何方式）（尤其是不允许与其他学生、导师或合同作弊机构交流）。
9. 考试必须是你自己的工作--你不允许接受来自以下方面的帮助  
在考试期间，除课程工作人员外，任何人都不能参加考试。
10. 在考试期间，甚至在你完成考试后，在任何时候都不要将考试问题或答案传达给任何人，包括在互联网上的任何地方传播，并确保没有其他人（包括你家里的人）可以访问你的工作。
11. 不要向任何其他他人透露您的zpass；如果您已经向其他人透露了您的zpass，请立即改变它。
12. 故意违反这些考试条件和《学生行为守则》中的其他条件，将作为严重不当行为提交给学生行为和诚信股。

## 考试条件

1. 考试当天下午2点开始，下午5点结束。
2. 你有2小时10分钟的时间完成考试（计时器会倒数剩余时间）。
3. 你可以在下午2点后的任何时间开始考试，但你必须在开始后2小时10分钟内和下午5点前完成考试。
4. 对于ELS的学生，有一个不同的关闭时间，但你必须在这个时间之前完成。
5. 记得提交你的答案 - 最新的答案应该自动提交。
6. 在考试结束后，点击"完成尝试....."，然后点击"提交所有答案并完成"，提交答案。
7. 你不允许复制考试中的问题。

## 考试规则

适 合 参 加 考 试 的 规 则 。  
通过参加这次考试，你宣布你适合参加考试，以后不能申请特别考虑。如果在考试期间，你感到身体不适，以至于不能继续考试，你应该采取以下措施。

1. 停止在考试中工作，注意时间。
2. 立即通过电子邮件联系课程召集人(w.wobcke@unsw.edu.au)或课程管理员(a.chitizadeh@unsw.edu.au)，并告知他们你的身体不适。
3. 立即提交一份特别考虑申请，说你在考试期间感到不适，无法继续。
4. 在24小时内获得医生的证明，并将其附在特别考虑申请中。
5. 如果你能在考试期间告知课程召集人或课程管理员你的疾病，请将此对话的截图附在特别考虑申请中。



## 考试规则

---

技术问题。如果你在考试期间遇到技术问题，请采取以下步骤。

1. 尽可能多地拍摄以下内容的屏幕截图（所有屏幕截图必须包括问题发生的日期和时间）。
  - 错误信息
  - 屏幕无法加载
  - 有时间戳的速度测试
  - 停电地图
  - 你的互联网供应商提供的关于所遇到的问题的信息或资料
2. 尽快通过电子邮件联系课程召集人([w.wobcke@unsw.edu.au](mailto:w.wobcke@unsw.edu.au))或课程管理员([a.chitizadeh@unsw.edu.au](mailto:a.chitizadeh@unsw.edu.au))，告知他们这个问题。
3. 考试结束后立即提交特别考虑申请，包括所有适当的截图。