



人工智能期末复习

概要

第一部分	人工智能概述（第1、2章）
第二部分	问题求解（第3、5章）
第三部分	知识与推理（第7-9章）
第四部分	不确定知识与推理（第13、14章）
第五部分	学习（第18章）

1. 人工智能概述

- 什么是人工智能？

人工智能是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门新的技术科学。

理性思考、理性行动、类人思考、类人行动

- 人工智能研究的目标是什么？

人工智能的研究目标可分为远期目标和近期目标。远期目标是要制造智能机器。近期目标是实现机器智能，即先部分地或某种程度地实现机器的智能，从而使现有的计算机更灵活、更好用和更有用，成为人类的智能化信息处理工具。

1. 人工智能概述

- 人工智能的研究领域包括哪些？

数据挖掘、模式识别、机器视觉、自然语言处理、智能系统、专家系统、机器学习、神经网络、机器人学、人工生命、智能CAD、组合优化问题、自动定理证明、分布式人工智能系统、智能通信等。

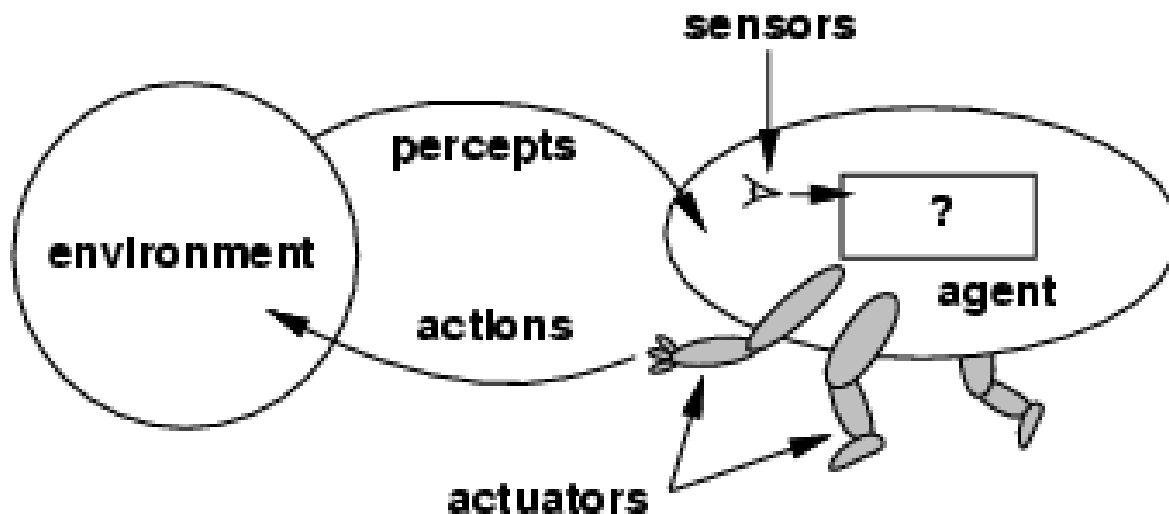
1. 人工智能概述

- 什么是图灵测试？

让一位测试者分别与一台计算机和一个人进行交谈，而测试者事先并不知道哪一个被测者是人，哪一个计算机。如果交谈后测试者分不出哪一个被测者是人，哪一个计算机，则可以认为这台被测的计算机具有智能。

1. 人工智能概述

- 掌握智能体概念和组成部分



1. 人工智能概述

- 如何对智能体任务环境进行PEAS描述？并说明任务环境的属性

PEAS：从智能体性能度量、环境、执行器和传感器来进行**PEAS**描述。复习下对自动出租车智能体，下棋智能体等的**PEAS描述和属性特点**（完全与部分可观察、确定与随机的、片段与延续式的、静态与动态的、离散与连续的、单智能体与多智能体）。

2. 问题求解

- 如何对问题进行形式化描述？（状态空间描述法）

状态空间法是一种基于解答空间的问题形式化表示和求解方法，它是以状态和操作行动为基础的。从初始状态,状态,后继函数（行动）,目标测试和路径耗散这几方面进行描述。练习下对八数码，传教士和野人问题的形式化描述。

- 从搜索方向和搜索策略对搜索进行分类？

搜索方向：数据驱动、目的驱动、双向搜索

搜索策略：盲目搜索、启发式搜索

盲目搜索：广度优先、代价一致、深度优先、迭代 深度优先

启发式搜索：贪婪最佳优先搜索和 A*搜索

2. 问题求解

- 理解各种搜索算法过程的不同点。

见上课课件。给一棵树，会列出各种搜索策略下的节点访问序列

- 什么是A*算法、估价函数、特点。

估计函数：估计待搜索结点的“有希望”程度，并依次给他们排定次序。一般形式为 $f(n)=g(n)+h(n)$ ，其中， $g(n)$ 是初始结点到实际结点的代价； $h(n)$ 是结点 n 到目标结点的最优路径的估计代价。

A*算法： $g^*(n)$ ：初始结点到结点 n 的最小代价；

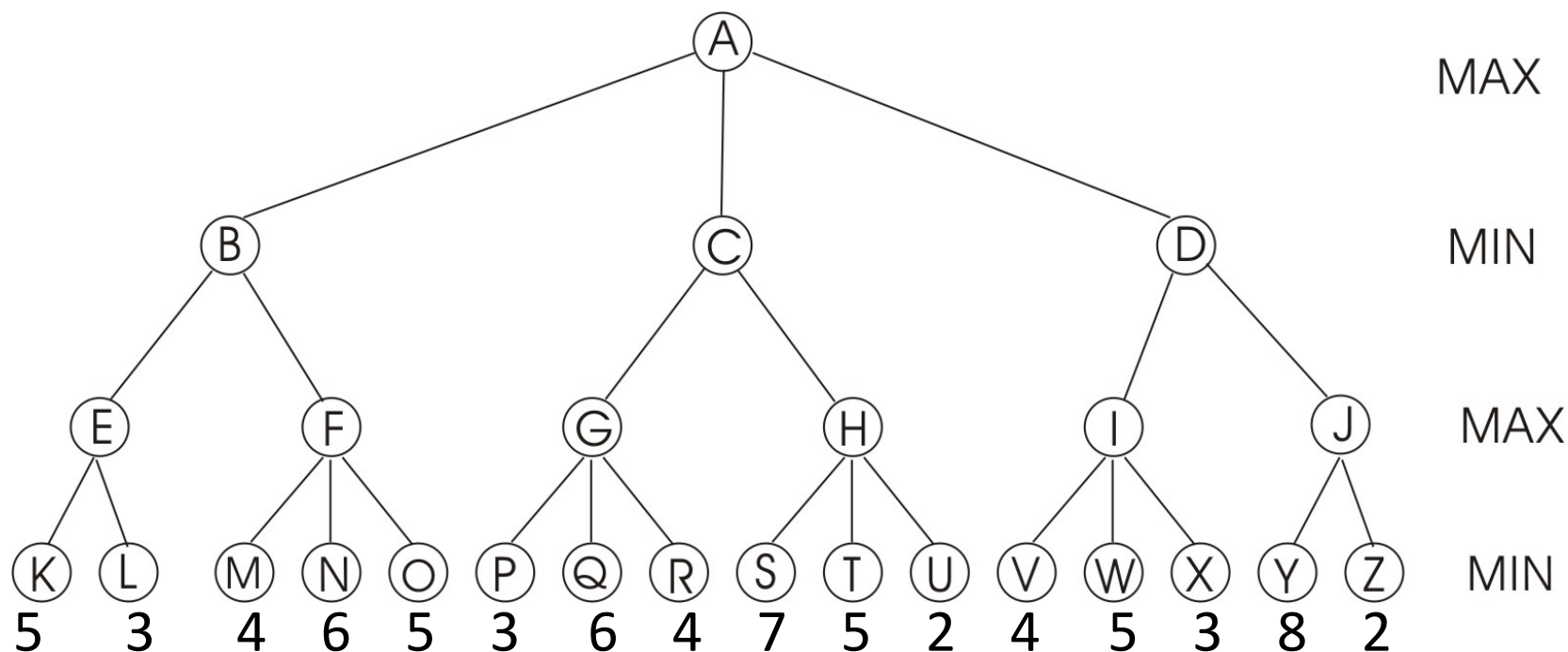
$h^*(n)$ ：结点 n 到目标结点的最小代价

完备的、最优的。

2. 问题求解

- 理解极小极大算法和 α - β 剪枝过程

给出一棵树会计算各节点倒退值和利用和 α — β 剪枝剪去不必要的分支；注明属于哪种剪枝；哪些节点无需检验。



3. 知识与推理

- 会用命题和一阶逻辑对所给的语句进行逻辑表示

例如：写出下列语句的逻辑表示

(1)北京市的夏天既干燥又炎热。

(2)喜欢读《三国演义》的人必读《水浒》。

(3)有的人喜欢梅花，有的人喜欢菊花，有的人既喜欢梅花又喜欢菊花。

- 掌握不可满足、合法的概念，会用归结推理判断子句是否是 不可满足的

见书上习题7.10和相关习题。

- 掌握MGU(最一般的合一)

例如：判断公式是否可合一，如能求出MGU，见书后习题9.4

3. 知识与推理

- 掌握归结原理的概念

归结原理又称为消解原理，它是定理证明基础

由谓词公式转化为子句集的过程中可以看出，在子句集中子句之间是合取关系，其中只要有一个子句不可满足，则子句集就不可满足。若一个子句集中包含空子句，则这个子句集一定是不可满足的
归结原理就是基于这一认识提出来的

3. 知识与推理

- 掌握将谓词公式化为子句形式的步骤

例如：把下列谓词公式转化为子句

$$(\forall x)((\exists y)(A(x, y) \wedge B(y)) \Rightarrow (\exists y)(C(y) \wedge D(x, y)))$$

- 掌握用归结原理证明过程

给出一个公式集S和目标公式L，通过反证或反演来求证目标公式L，其证明步骤如下：

- (1) 否定L，得到 $\sim L$ ；
- (2) 把 $\sim L$ 添加到S中去；
- (3) 把新产生的集合 $\{\sim L, S\}$ 化成子句集F；
- (4) 反复归结子句集F中的子句，若出现了空子句，则停止归结，此时就证明了L永真

4. 不确定性知识与推理

- 掌握先验概率，条件概率，全概率，联合概率，独立事件和对立事件等概念
- $P(a | b) = P(a \wedge b) / P(b)$ if $P(b) > 0$
- $P(a \wedge b) = P(a | b) P(b) = P(b | a) P(a)$

4. 不确定性知识与推理

- 用贝叶斯法则进行不确定性问题求解

$$P(H_i | E) = \frac{P(H_i)P(E|H_i)}{\sum_{j=1}^n P(H_j)P(E|H_j)}$$

$$P(H_i | E_1E_2...E_m) = \frac{P(H_i)P(E_1|H_i)P(E_2|H_i)...P(E_m|H_i)}{\sum_{j=1}^n P(H_j)P(E_1|H_j)P(E_2|H_j)...P(E_m|H_j)}$$

4. 不确定性知识与推理

例1 设H1,H2,H3为三个结论， E是支持这些结论的证据，
且已知：

$$P(H1)=0.3, \quad P(H2)=0.4, \quad P(H3)=0.5$$

$$P(E|H1)=0.5, \quad P(E|H2)=0.3, \quad P(E|H3)=0.4$$

求： $P(H1|E)$, $P(H2|E)$, $P(H3|E)$?

$$P(H_1 | E) = \frac{P(H_1) \times P(E|H_1)}{P(H_1) \times P(E|H_1) + P(H_2) \times P(E|H_2) + P(H_3) \times P(E|H_3)}$$

$$=(0.3*0.5)/(0.3*0.5+0.4*0.3+0.5*0.4)$$

$$=0.15/(0.15+0.12+0.2)=0.32$$

同理

$$P(H2|E) = 0.26, \quad P(H3|E) = 0.43$$

4. 不确定性知识与推理

例2 已知:

$$P(H1)=0.4, \quad P(H2)=0.3, \quad P(H3)=0.3$$

$$P(E1|H1)=0.5, \quad P(E1|H2)=0.6, \quad P(E1|H3)=0.3$$

$$P(E2|H1)=0.7, \quad P(E2|H2)=0.9, \quad P(E2|H3)=0.1$$

求: $P(H1|E1E2)$, $P(H2|E1E2)$, $P(H3|E1E2)$?

$$P(H1|E1E2) = \frac{P(E1|H1) \times P(E2|H1) \times P(H1)}{P(E1|H1)P(E2|H1)P(H1) + P(E1|H2)P(E2|H2)P(H2) + P(E1|H3)P(E2|H3)P(H3)}$$

$$= 0.14 / (0.14 + 0.162 + 0.009) = 0.45$$

$$P(H2|E1E2) = 0.52, \quad P(H3|E1E2) = 0.03$$

4. 不确定性知识与推理

例3:

1% of women at age forty who participate in routine screening have breast cancer. 80% of women with breast cancer will get positive mammographies. 9.6% of women without breast cancer will also get positive mammographies. A woman in this age group had a positive mammography in a routine screening. What is the probability that she actually has breast cancer?

4. 不确定性知识与推理

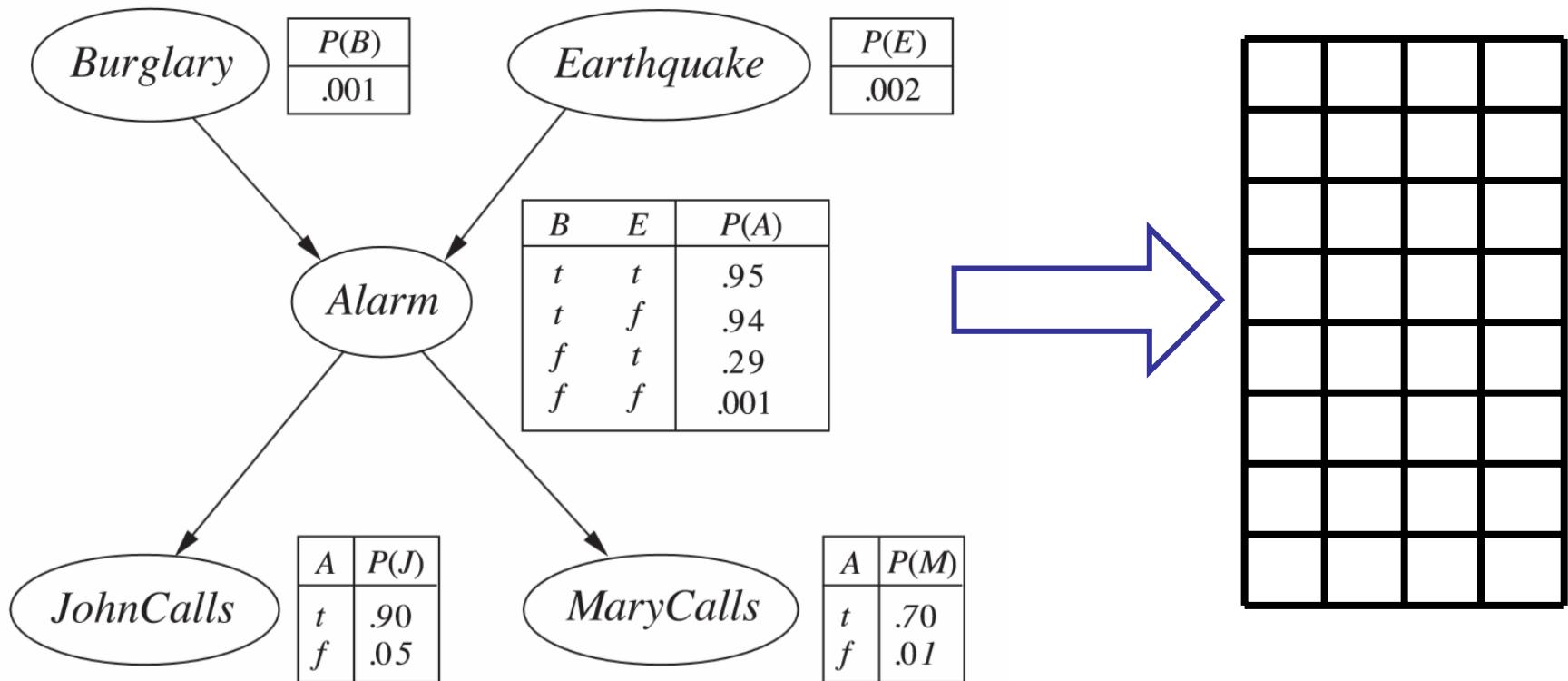
$$\begin{aligned} P(\text{Cancer} | \text{Positive}) &= \frac{P(\text{Positive} | \text{Cancer})P(\text{Cancer})}{P(\text{Positive})} \\ &= \frac{P(\text{Positive} | \text{Cancer})P(\text{Cancer})}{P(\text{Positive} | \text{Cancer})P(\text{Cancer}) + P(\text{Positive} | \neg\text{Cancer})P(\neg\text{Cancer})} \\ &= \frac{0.8 * 0.01}{0.8 * 0.01 + 0.096 * 0.99} = 0.0776 \end{aligned}$$

4. 不确定性知识与推理

- 掌握贝叶斯网络（语法、语义）概念

贝叶斯网络 = 拓扑结构(图) + 条件概率

贝叶斯网络是完全联合概率分布的一种表示



4. 不确定性知识与推理

- 熟练掌握贝叶斯网络中的枚举推理

- 基本任务:

- 证据变量: $E_1 \dots E_k = e_1 \dots e_k$
 - 查询变量: Q
 - 隐藏变量: $H_1 \dots H_r$
- $\left. \begin{array}{l} X_1, X_2, \dots, X_n \\ \text{All variables} \end{array} \right\}$

- 典型的查询是询问后验概率: $P(Q|e_1 \dots e_k)$

- 在贝叶斯网络中可通过计算条件概率的乘积并求和来回答查询。 :

4. 不确定性知识与推理

- 举例：已知，一个事件 $e = \{\text{JohnCalls} = \text{true}, \text{and MaryCalls} = \text{true}\}$ ，试问出现盗贼的概率是多少？
- 解： $P(X|e) = \alpha P(X,e) = \alpha \sum_y P(X,e,y)$

而 $P(X,e,y)$ 可写成条件概率乘积的形式。

$P(\text{Burgary} \mid \text{JohnCalls} = \text{true}, \text{MaryCalls} = \text{true})$ 简写为：

$$P(B \mid j, m) = \alpha P(B, j, m) = \alpha \sum_e \sum_a P(B, e, a, j, m)$$

$$= \alpha \sum_e \sum_a P(b)P(e)P(a|b,e)P(j|a)P(m|a)$$

$$= \alpha P(b) \sum_e P(e) \sum_a P(a|b,e)P(j|a)P(m|a)$$

具体求解过程见课件

5. 学习

- 掌握机器学习概念
- 掌握什么是有监督学习

5. 学习

- 简述决策树学习的基本方法与步骤

- a. 对当前例子集合，计算属性的信息增益；
- b. 选择信息增益最大的属性 A_i
- c. 把在 A_i 处取值相同的样本归于同一子集， A_i 取几个值就得几个子集
- d. 对依次对每种取值情况下的子集，递归调用建树算法，即返回a，
- e. 若样本均为同一类别（都是正例或都是反例），则生成一个叶子节点返回

5. 学习

- 掌握基于信息增益的决策树构造方法

例如：根据下列给定的14个数据,运用Information Gain构造一个餐馆决策树

Example	Attributes										Target
	<i>Alt</i>	<i>Bar</i>	<i>Fri</i>	<i>Hun</i>	<i>Pat</i>	<i>Price</i>	<i>Rain</i>	<i>Res</i>	<i>Type</i>	<i>Est</i>	<i>Wait</i>
X_1	T	F	F	T	Some	\$\$\$	F	T	French	0-10	T
X_2	T	F	F	T	Full	\$	F	F	Thai	30-60	F
X_3	F	T	F	F	Some	\$	F	F	Burger	0-10	T
X_4	T	F	T	T	Full	\$	F	F	Thai	10-30	T
X_5	T	F	T	F	Full	\$\$\$	F	T	French	>60	F
X_6	F	T	F	T	Some	\$\$	T	T	Italian	0-10	T
X_7	F	T	F	F	None	\$	T	F	Burger	0-10	F
X_8	F	F	F	T	Some	\$\$	T	T	Thai	0-10	T
X_9	F	T	T	F	Full	\$	T	F	Burger	>60	F
X_{10}	T	T	T	T	Full	\$\$\$	F	T	Italian	10-30	F
X_{11}	F	F	F	F	None	\$	F	F	Thai	0-10	F
X_{12}	T	T	T	T	Full	\$	F	F	Burger	30-60	T

5. 学习

构造方法如下：

- 计算所有属性的信息增量
- 选择信息增量最大的属性“**Patrons**”作为根节点
- “**Patrons**”取值有3个 “**some, full, none**”从根节点形成3个分支
- 取值“**none**”的样本x7, x11均属于反例（对应目标属性取值为No）,取值“**some**”的样本x1, x3,x6,x8均属于正例（对应目标属性取值为Yes）故生成叶子节点返回
- 取值“**full**”的样本中有正例和反例，故要选择划分它们属性
- 从剩余属性中选择信息增量最大的属性“**Hungry**”作为节点来划分剩余的样本
- 依次类推构造决策树，直至样本全部划为正例或反例

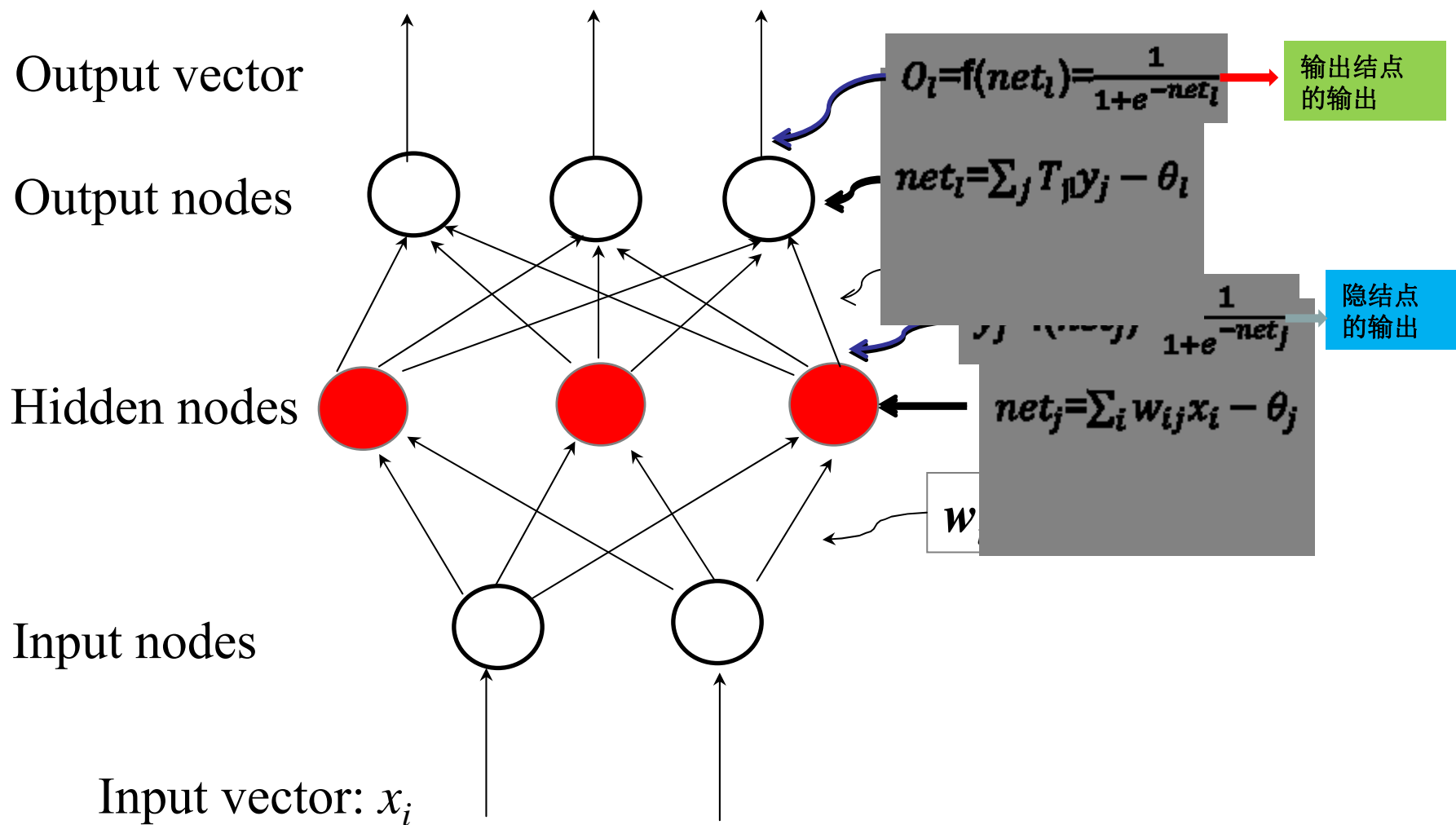
5. 学习

● 掌握BP网络的学习算法：

- 1) 初始化网络及学习参数，即将隐含层和输出层各节点的连接权值、神经元阈值赋予 $[-1, 1]$ 区间的一个随机数。
- 2) 提供训练模式，即从训练模式集合中选出一个训练模式，将其输入模式和期望输出送入网络。
- 3) **正向传播过程**，即对给定的输入模式，从第一隐含层开始，计算网络的输出模式，并把得到的输出模式与期望模式比较，若有误差，则执行第（4）步；否则，返回第（2）步，提供下一个训练模式；
- 4) **反向传播过程**，即从输出层反向计算到第一隐含层，逐层修正各单元的连接权值。
- 5) 返回第（2）步，对训练模式集中的每一个训练模式重复第（2）到第（3）步，直到训练模式集中的每一个训练模式都满足期望输出为止。

人工神经网络

➤ 信号正向传播计算各层输出



人工神经网络

➤ 反向传播进行权值修正

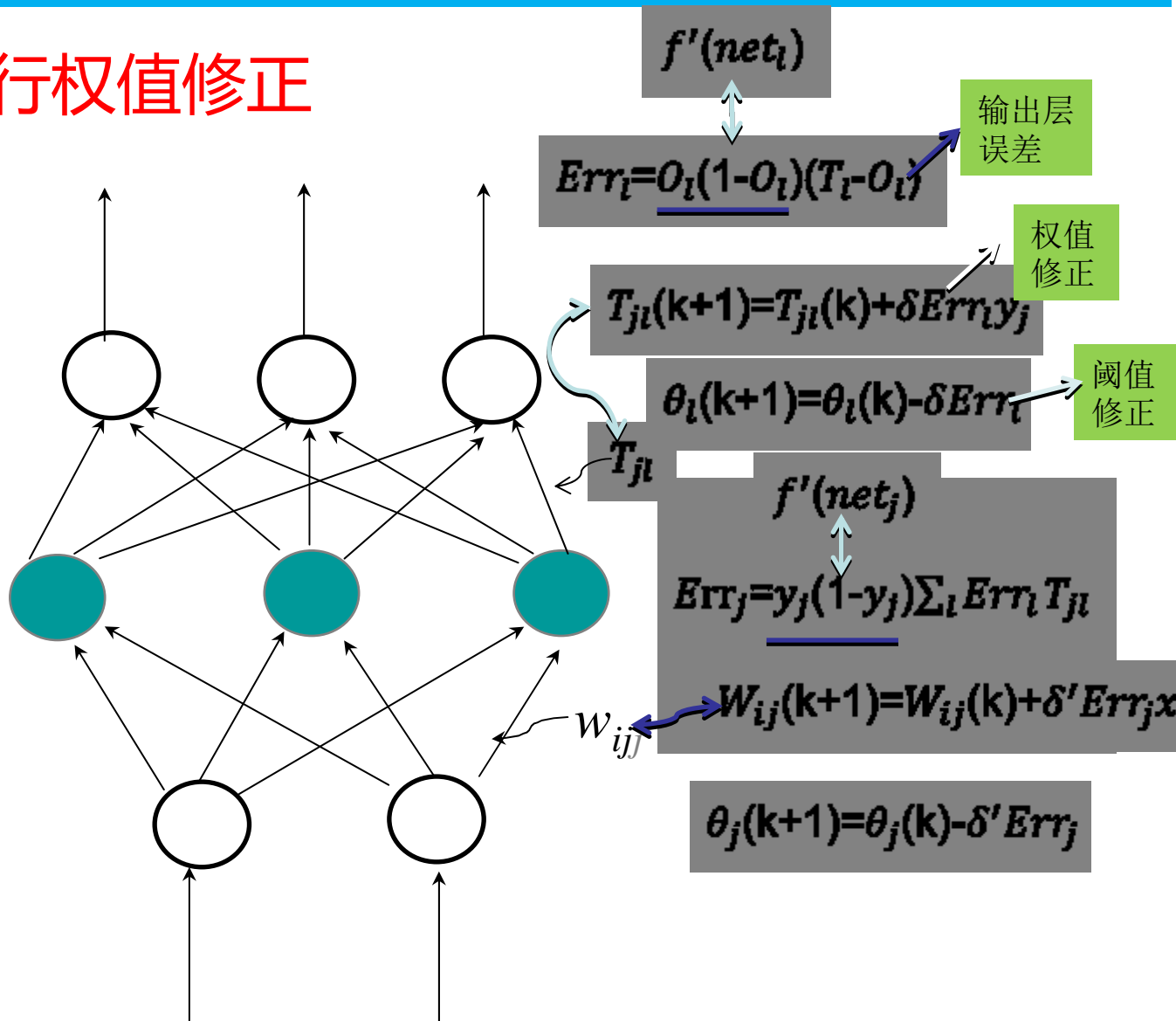
Output vector

Output nodes

Hidden nodes

Input nodes

Input vector: x_i



5. 学习

➤ BP算法权值的修正量

- BP算法基于梯度下降算法。在梯度下降算法中，权值的修正量正比于误差函数 $E(W)$ 对 W 的负梯度，即：

- $\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \Delta \mathbf{W}(t)$

$$\Delta \mathbf{W}(t) = -\eta \frac{\partial E(\mathbf{W})}{\partial (\mathbf{W})} \quad \text{其中, } 0 < \eta < 1, \text{ 表示学习率}$$

误差函数 E 是表示网络的实际输出向量 \mathbf{Y}_p 与教师信号向量 \mathbf{T}_p 的误差：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N (\mathbf{T}_p - \mathbf{Y}_p)^2 = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^m (T_{ip} - Y_{ip})^2$$

5. 学习

对于输出层误差的计算公式：

$$Err_j = f'(I_j) (T_j - O_j)$$

其中， I_j 表示 j 结点的输入
， T_j 表示目标输出， O_j 表示 j 结点的实际输出， $f'(I_j)$ 是激活函数的一阶导数。

S型函数在 I_j 的导数可以方便地计算为 $O_j (1 - O_j)$ 。

$$Err_j = O_j (1 - O_j) (T_j - O_j)$$

对于隐层误差的计算公式为：

$$Err_j = f'(I_j) \sum_k Err_k W_{jk}$$

若激活函数为S型函数：

$$Err_j = O_j (1 - O_j) \sum_k Err_k W_{jk}$$

5. 学习

权值的修正公式为：

$$\Delta w_{ij} = \eta \text{Err}_j O_i$$

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}$$

阈值的修正公式为：

$$\Delta \theta_j = -\eta \text{Err}_j$$

$$\theta_j = \theta_j + \Delta \theta_j$$

其中， $0 < \eta < 1$ ，表示学习率。

5. 学习

- 掌握BP算法公式推导
- 熟练进行正向传播、反向传播计算
举例：见课件

考试题型

- 简答题
- 综合应用题