

2.3 不确定推理概述

2.3.1 不确定性及其类型

- ◆ 广义不确定性：（狭义）不确定性、不确切性亦称模糊性）、不完全性、不一致性和时变性等几种类型。

1.（狭义）不确定性

不确定性(uncertainty)就是一个命题(亦即所表示的事件)的真实性不能完全肯定，而只能对其为真的可能性给出某种估计。

例

如果乌云密布并且电闪雷鸣，则很可能要下暴雨。
如果头痛发烧，则大概是患了感冒。

2. 不确切性（模糊性）

不确切性(imprecision)就是一个命题中所出现的某些言词其涵义不够确切，从概念角度讲，也就是其代表的概念的内涵没有硬性的标准或条件，其外延没有硬性的边界，即边界是软的或者说不明确的。

例

小王是个高个子。

张三和李四是好朋友。

如果向左转，则身体就向左稍倾。

- 3. 不完全性
- 4. 不一致性
- 5. 时变性

◆不确定性产生式规则的表示为

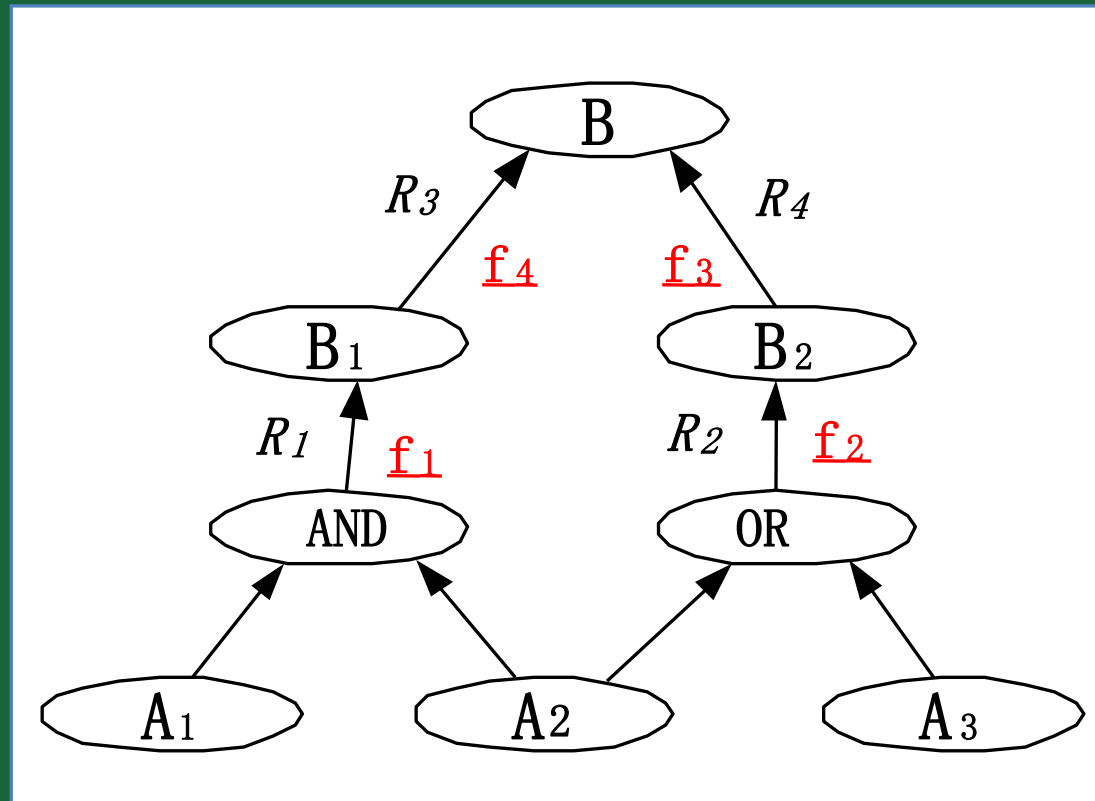
$$A \rightarrow (B, C(B|A))$$

例

如果乌云密布并且电闪雷鸣，则天要下暴雨(0.95)。
如果头痛发烧，则患了感冒(0.8)。

◆ ◆不确定性推理的一般模式

不确定性推理 = 符号推演 + 信度计算



◆不确定性推理模型

- 确定性理论（确定因素方法，可信度方法）
- 主观贝叶斯方法
- 证据理论
- 模糊推理
- 贝叶斯网络

2.4 可信度方法(确定性方法)

由美国斯坦福大学肖特里菲（E.H.Shortliffe）等人于1975年提出，并于1976年首次应用在血液病诊断专家系统MYCIN 中

例如：MYCIN系统中有规则：

如果（1）生物体的染色体呈革兰氏阳性；

（2）生物体的形态是球形；

（3）生物体生长构造是链状。

则：有证据表明这种生物体是链球菌的可能性是0.7。

2.4.1 知识不确定性的表示

1. 规则表示

IF E THEN H ($CF(H,E)$)

可信度 CF (Certainty Factor 简记为 CF) 的取值范围是 $[-1, 1]$, 表示E所对应的证据为真时, 该前提条件对结论H为真的支持程度

例如: IF 发烧 AND 流鼻涕 THEN 感冒 (0.8)

2 可信度的定义

$$CF(H, E) = MB(H, E) - MD(H, E)$$

MB (Measure Belief简记为 MB) 信任增长度

$$MB(H, E) = \begin{cases} 1 & P(H) = 1 \\ \frac{\max\{P(H|E), P(H)\} - P(H)}{1 - P(H)} & \text{否则} \end{cases}$$

MD (Measure Disbelief简记为 MD) 不信任增长度

$$MD(H, E) = \begin{cases} 1 & P(H) = 0 \\ \frac{\min\{P(H|E), P(H)\} - P(H)}{-P(H)} & \text{否则} \end{cases}$$

MB (H , E) > 0 时 , 有 $P(H|E) > P(H)$, MD (H , E) = 0
由于E所对应的证据的出现增加了H的信任程度

MD (H , E) > 0 时 , 有 $P(H|E) < P(H)$, MB (H , E) = 0。
由于E所对应的证据的出现增加了H的不信任程度

$$CF(H, E) = MB(H, E) - MD(H, E)$$

$$CF(H, E) = \begin{cases} MB(H, E) = \frac{P(H|E) - P(H)}{1 - P(H)} & \text{若 } P(H|E) > P(H) \\ 0 & \text{若 } P(H|E) = P(H) \\ -MD(H, E) = \frac{P(H) - P(H|E)}{-P(H)} & \text{若 } P(H|E) < P(H) \end{cases}$$

CF(H, E)的特殊值：

$CF(H, E) = 1$, $P(H|E) = 1$, 前提真, 结论必真
 $CF(H, E) = -1$, $P(H|E) = 0$, 前提真, 结论必假
 $CF(H, E) = 0$, 前提真假与结论无关

实际应用中CF(H, E)的值由专家确定

2.4.2 前提证据的不确定性表示

$$CF(E) : -1 \leq CF(E) \leq 1$$

特殊值：

$CF(E) = 1$, 前提肯定真

$CF(E) = -1$, 前提肯定假

$CF(E) = 0$, 对前提一无所知

$CF(E) > 0$, 表示E以 $CF(E)$ 程度为真

$CF(E) < 0$, 表示E以 $CF(E)$ 程度为假

2.4.3 组合前提证据不确定性的计算

$E = E1 \text{ AND } E2 \text{ AND } \dots \text{ AND } E_n$

$$CF(E) = \min\{CF(E1), CF(E2), \dots, CF(E_n)\}$$

$E = E1 \text{ OR } E2 \text{ OR } \dots \text{ OR } E_n$,

$$CF(E) = \max\{CF(E1), CF(E2), \dots, CF(E_n)\}$$

2.4.4 推理结论的CF值

$$CF(H) = CF(H, E) * \max\{0, CF(E)\}$$

若 $CF(E) < 0$ ，即相应证据以某种程度为假，则 $CF(H) = 0$

当 $CF(E) = 1$ 时， $CF(H) = CF(H, E)$

2.4.5 重复结论的CF值计算

设有如下知识：

IF E1 THEN H (CF (H , E1)

IF E2 THEN H (CF (H , E2)

(1) 分别对每条知识求出其CF (H) 。即

$$CF1 (H) = CF (H , E1) * \max \{ 0 , CF (E1) \}$$

$$CF2 (H) = CF (H , E2) * \max \{ 0 , CF (E2) \}$$

(2) 用如下公式求E1与E2对H的综合可信度

$$CF(H) = \begin{cases} CF1(H) + CF2(H) - CF1(H) * CF2(H), & CF1 \geq 0, CF2 \geq 0 \\ CF1(H) + CF2(H) + CF1(H) * CF2(H), & CF1 < 0, CF2 < 0 \\ \frac{CF1(H) + CF2(H)}{1 - \min\{|CF1(H)|, |CF2(H)|\}}, & CF1, CF2 \text{ 异号} \end{cases}$$

例 设有如下一组产生式规则和证据事实，试用确定性理论求出由每一个规则推出的结论及其可信度。

规则:

- ① if A then B(0.9)
- ② if B and C then D(0.8)
- ③ if A and C then D(0.7)
- ④ if B or D then E(0.6)

事实:

A , $CF(A)=0.8$; C , $CF(C)=0.9$

解

由规则①得: $CF(B) = 0.9 \times 0.8 = 0.72$

由规则②得: $CF(D)_1 = 0.8 \times \min\{0.72, 0.9\} = 0.8 \times 0.72 = 0.576$

由规则③得: $CF(D)_2 = 0.7 \times \min\{0.8, 0.9\} = 0.7 \times 0.8 = 0.56$

$$\begin{aligned} \text{从而 } CF(D) &= CF(D)_1 + CF(D)_2 - CF(D)_1 \times CF(D)_2 \\ &= 0.576 + 0.56 - 0.576 \times 0.56 = 0.81344 \end{aligned}$$

由规则④得:

$$\begin{aligned} CF(E) &= 0.6 \times \max\{0.72, 0.81344\} = 0.6 \times 0.81344 \\ &= 0.488064 \end{aligned}$$

2.5 模糊推理

概率论：事件本身有确切的含义，只是由于发生的条件不充分，在事件出现与否上表现出不确定性

模糊推理：所处理的事物概念本身是模糊的，一个对象是否符合这个概念难以明确地确定。

1965年zadeh发表了第一篇关于fuzzy set的论文

1. 模糊集合

定义1 设 U 是一个论域, U 到区间 $[0, 1]$ 的一个映射

$$\mu: U \longrightarrow [0, 1]$$

就确定了 U 的一个模糊子集 A 。映射 μ 称为 A 的隶属函数, 记为 $\mu_A(u)$ 。对于任意的 $u \in U, \mu_A(u) \in [0, 1]$ 称为 u 属于模糊子集 A 的程度, 简称隶属度。

模糊子集实际是普通子集的推广, 而普通子集就是模糊子集的特例。

- 模糊集合的记法

$$A = \{ \mu_A(u_1) / u_1, \mu_A(u_2) / u_2, \mu_A(u_3) / u_3, \Lambda \}$$

$$A = \mu_A(u_1) / u_1 + \mu_A(u_2) / u_2 + \mu_A(u_3) / u_3 + \Lambda$$

$$A = \int_{u \in U} \mu_A(u) / u$$

$$A = \{ (u_1, \mu_A(u_1)), (u_2, \mu_A(u_2)), (u_3, \mu_A(u_3)), \Lambda \}$$

$$A = \{ \mu_A(u_1), \mu_A(u_2), \mu_A(u_3), \Lambda, \mu_A(u_n) \}$$

例 设 $U = \{ 0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10 \}$, 则

$$S_1 = 0/0 + 0/1 + 0/2 + 0.1/3 + 0.2/4 + 0.3/5 + 0.5/6 + 0.7/7 + 0.9/8 + 1/9 + 1/10$$

$$S_2 = 1/0 + 1/1 + 1/2 + 0.8/3 + 0.7/4 + 0.5/5 + 0.4/6 + 0.2/7 + 0/8 + 0/9 + 0/10$$

就是论域 U 的两个模糊子集, 它们可分别表示 U 中 “大数的集合” 和 “小数的集合” 。

例 通常所说的“高个”、“矮个”、“中等个”就是三个关于身高的语言值。我们用模糊集合为它们建模。

取人类的身高范围 $[1.0, 3.0]$ 为论域 U , 在 U 上定义隶属函数 $\mu_{\text{矮}}(x)$ 、 $\mu_{\text{中等}}(x)$ 、 $\mu_{\text{高}}(x)$ 如下。这三个隶属函数就确定了 U 上的三个模糊集合, 它们也就是相应三个语言值的数学模型。

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 & 1.0 \leq x \leq 1.50 \\ \frac{1.65 - x}{0.15} & 1.50 \leq x \leq 1.65 \\ 0 & 1.65 < x \leq 3.0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} &1.0 \leq x \leq 1.50 \\ &1.50 \leq x \leq 1.65 \\ &1.65 < x \leq 3.0 \end{aligned}$$

$$\mu_{\text{中等}}(x) = \begin{cases} 0 & 1 \leq x \leq 1.50 \\ \frac{x-1.5}{0.15} & 1.50 \leq x \leq 1.65 \\ 1 & 1.65 < x \leq 1.75 \\ \frac{1.8-x}{0.05} & 1.75 \leq x \leq 3.0 \\ 0 & 1.80 < x \leq 3.0 \end{cases}$$

$$1 \leq x \leq 1.50$$

$$1.50 \leq x \leq 1.65$$

$$1.65 < x \leq 1.75$$

$$1.75 \leq x \leq 3.0$$

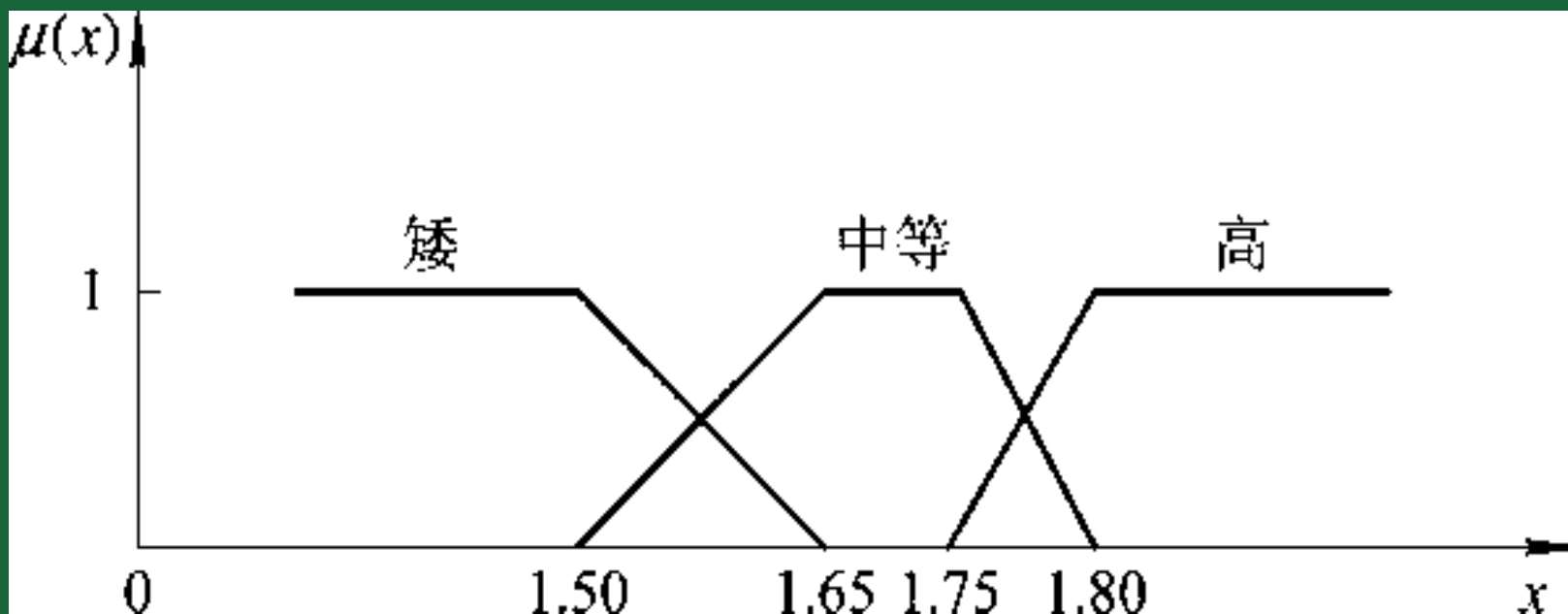
$$1.80 < x \leq 3.0$$

$$\mu_{\text{高}}(x) = \begin{cases} 0 & 1.0 \leq x \leq 1.75 \\ \frac{x-1.75}{0.05} & 1.75 \leq x \leq 1.80 \\ 1 & 1.80 < x \leq 3.0 \end{cases}$$

$$1.0 \leq x \leq 1.75$$

$$1.75 \leq x \leq 1.80$$

$$1.80 < x \leq 3.0$$



身高论域上的模糊集“矮”、“中等”、“高”的隶属函数

2. 模糊关系

定义2 集合 U_1, U_2, \dots, U_n 的笛卡尔积集 $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ 的一个模糊子集, 称为 U_1, U_2, \dots, U_n 间的一个 n 元模糊关系。特别地, U_n 的一个模糊子集称为 U 上的一个 n 元模糊关系。

例 设 $U = \{1, 2, 3, 4, 5\}$, U 上的 “远大于” 这个模糊关系可用模糊子集表示如下:

$$R_{\text{远大于}} = 0.1/(1, 2) + 0.4/(1, 3) + 0.7/(1, 4) + 1/(1, 5) + 0.2/(2, 3) + 0.4/(2, 4) + 0.7/(2, 5) + 0.1/(3, 4) + 0.4/(3, 5) + 0.1/(4, 5)$$

$$\begin{array}{c}
 \\
 1 \\
 2 \\
 3 \\
 4 \\
 5
 \end{array}
 \begin{pmatrix}
 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\
 0 & 0.1 & 0.4 & 0.7 & 1 \\
 0 & 0 & 0.2 & 0.4 & 0.7 \\
 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0.4 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0
 \end{pmatrix}$$

表示模糊关系的矩阵一般称为模糊矩阵。

3. 模糊集合的运算

定义3 设 A 、 B 是 X 的模糊子集, A 、 B 的交集 $A \cap B$ 、并集 $A \cup B$ 和补集 A' , 分别由下面的隶属函数确定:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

4.模糊逻辑

设 n 元谓词

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

表示一个模糊命题。定义这个模糊命题的真值为
其中对象 x_1, x_2, \dots, x_n 对模糊集合 P 的隶属度, 即

$$T(P(x_1, x_2, \dots, x_n)) = \mu_P(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

三种模糊逻辑运算：

$$T(P \wedge Q) = \min(T(P), T(Q))$$

$$T(P \vee Q) = \max(T(P), T(Q))$$

$$T(P) = 1 - T(\neg P)$$

其中 P 和 Q 都是模糊命题。

- 由这三种模糊逻辑运算所建立的逻辑系统就是所谓的模糊逻辑。
- 模糊逻辑是传统二值逻辑的一种推广。

5. 模糊推理

模糊推理是基于不确切性知识(模糊规则)的一种推理。

例如

如果 x 小, 那么 y 大。

x 较小

$y?$

就是模糊推理所要解决的问题。

(1) 语言变量, 语言值

简单来讲, 语言变量就是我们通常所说的属性名, 如 “年纪” 就是一个语言变量。语言值是指语言变量所取的值, 如 “老” 、 “中” 、 “青” 就是语言变量年纪的三个语言值。

(2) 用模糊(关系)集合表示模糊规则

例如, 设有规则

如果 x is A 那么 y is B

其中 A 、 B 是两个语言值。那么, 按Zadeh的观点, 这个规则表示了 A 、 B 之间的一种模糊关系 R 。于是, 有

$$\begin{aligned} R &= \mu_R(u_1, v_1)/(u_1, v_1) + \mu_R(u_1, v_2)/(u_1, v_2) + \Lambda + \mu_R(u_1, v_j)/(u_i, v_j) + \Lambda \\ &= \bigcup_{U \times V} \mu_R(u, v)/(u, v) \end{aligned}$$

其中 U 、 V 分别为模糊集合 A 、 B 所属的论域, $\mu_R(u_i, v_j)$ ($i, j=1, 2, \dots$) 是元素 (u_i, v_j) 对于 R 的隶属度。

$$\mu_R(u_1, v_1) = (\mu_A(u_i) \wedge \mu_B(v_j)) \vee (1 - \mu_A(u_i))$$

(i, j=1, 2, ...)

其中 \wedge 、 \vee 分别代表取最小值和取最大值, 即min、max。

例如, 对于规则

如果 x 小 则 y 大

令 A 、 B 分别表示 “小” 和 “大” , 将它们表示成论域 U 、 V 上的模糊集。

设论域

$$U = V = \{1, 2, 3, 4, 5\}$$

定义

$$A = 1/1 + 0.8/2 + 0.5/3 + 0/4 + 0/5$$

$$B = 0/1 + 0/2 + 0.5/3 + 0.8/4 + 1/5$$

则

$$\mu_R(1,1) = (\mu_R(1) \wedge \mu_B(1)) \vee (1 - \mu_R(1)) = (1 \wedge 0) \vee (1 - 1) = 0$$

$$\mu_R(1,2) = (\mu_A(1) \wedge \mu_B(2)) \vee (1 - \mu_A(1)) = (1 \wedge 0) \vee (1 - 1) = 0$$

$$\mu_R(1,3) = (\mu_R(1) \wedge \mu_B(3)) \vee (1 - \mu_A(1)) = (1 \wedge 0.5) \vee (1 - 1) = 0.5$$

Λ Λ

$$\mu_R(2,3) = (\mu_R(2) \wedge \mu_B(3)) \vee (1 - \mu_A(2)) = (0.8 \wedge 0.5) \vee (1 - 0.8) = 0.5$$

Λ Λ

$$\mu_R(5,5) = (\mu_R(5) \wedge \mu_B(5)) \vee (1 - \mu_A(5)) = (0 \wedge 1) \vee (1 - 0) = 1$$

从而

$$R = 0/(1, 1) + 0/(1, 2) + 0.5/(1, 3) + \dots + 0.5/(2, 3) + \dots + 1/(5, 5)$$

如果只取隶属度, 且写成矩阵形式, 则

$$R = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0.4 & 0.6 & 1 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

于是, 原自然语言规则就变成了一个数值集合(矩阵), 即

$$A \rightarrow B = R$$

(3) 模糊关系合成

Zadeh的模糊关系合成法则

设

$$R_1 = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{1k} \\ s_{21} & s_{22} & s_{2k} \\ s_{n1} & s_{n2} & s_{nk} \end{bmatrix}_{n \times k}$$

(4) 基于关系合成的模糊推理

推理模式

$$B' = A' \cdot R$$

其中, 关系 A' 是证据事实, R 为规则, B' 就是所推的结论。

该推理模式用隶属函数表示, 则为

$$\begin{aligned} \mu_{B'}(y) &= \bigvee_{x \in U} \{ \mu_{A'}(x) \wedge \mu_R(x, y) \} \\ &= \bigvee_{x \in U} \{ \mu_{A'}(x) \wedge [(\mu_A(x) \wedge \mu_B(y) \vee (1 - \mu_A(x)))] \} \end{aligned}$$

模糊规则：从条件论域到结论论域的模糊关系

