



数学思维与人工智能

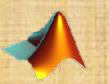
第六章: 不确定性推理方法

中国矿业大学数学学院

祁永强

15862179376

qiyongqiang3@163.com







6.1 不确定性推理中的基本问题



1. 不确定性的表示与量度

在专家系统中知识的不确定性一置 般是由领域专家给出的,通常是 一个数值——知识的静态强度

- (1)知识不确定性的表示
- (2)证据不确定性的表示——证据的动态强度
- (3)不确定性的量度

- 用户在求解问题时提供的初始证据。
- 在推理中用前面推出的结论作为当前推理的证据。
- ①能充分表达相应知识及证据不确定性的程度。
- ② 度量范围的指定便于领域专家及用户对不确定性的估计。
- ③ 便于对不确定性的传递进行计算,而且对结论算出的不确定性量度不能超出量度规定的范围。
- ④ 度量的确定应当是直观的,同时应有相应的理论依据。



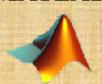




6.1 不确定性推理中的基本问题



- 2. 不确定性匹配算法及阈值的选择
- 不确定性匹配算法: 用来计算匹配双方相似程度的算法。
- 阈值: 用来指出相似的"限度"。
- 3. 组合证据不确定性的算法:
- 最大最小方法、Hamacher方法、概率方法、有界方法、 Einstein方法等。
- 4. 不确定性的传递算法
- (1)在每一步推理中,如何把证据及知识的不确定性传递给结论。
- (2)在多步推理中,如何把初始证据的不确定性传递给最终结论。
- 5. 结论不确定性的合成

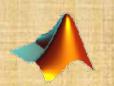








- 1975年肖特里菲(E. H. Shortliffe)等人在确定性理论(theory of confirmation)的基础上,结合概率论等提出的一种不确定性推理方法。
- 优点: 直观、简单, 且效果好。
- 可信度:根据经验对一个事物或现象为真的相信程度。
- 可信度带有较大的主观性和经验性, 其准确性难以把握。
- · C-F模型: 基于可信度表示的不确定性推理的基本方法。









- 1. 知识不确定性的表示
- ■产生式规则表示: IF E THEN H (CF(H,E))

CF(H,E): 可信度因子(certainty factor),反映前提条件与结论的联系强度。

IF 头痛 AND 流涕 THEN 感冒 (0.7)

- CF(H,E)的取值范围: [-1,1]。
- 若由于相应证据的出现增加结论 H 为真的可信度,则 CF(H,E)> 0, 证据的出现越是支持 H 为真, 就使 CF(H,E) 的值越大。
- 反之, CF(H,E)<0, 证据的出现越是支持 H 为假, CF(H,E)的值就越小。
- MATLAB 若证据的出现与否与H无关,则CF(H,E)=0。









2. 证据不确定性的表示

CF(E) = 0.6: E的可信度为0.6

- ■证据E的可信度取值范围: [-1, 1]。
- ■对于初始证据,若所有观察S能肯定它为真,则 CF(E)=1。
- ■若肯定它为假,则 CF(E) = -1。
- ■若以某种程度为真,则 0 < CF(E) < 1。
- ■若以某种程度为假,则-1 < CF(E) < 0。
- ■若未获得任何相关的观察,则CF(E)=0。







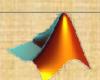


- 2. 证据不确定性的表示
- •静态强度CF(H,E):知识的强度,即当E所对应的证据为真时对H的影响程度。
- 动态强度 CF(E): 证据 E 当前的不确定性程度。
- 3. 组合证据不确定性的算法
- 组合证据: 多个单一证据的合取

 $E=E_1$ AND E_2 AND … AND E_n 例 $CF(E)=\min\{CF(E_1),CF(E_2),...,CF(E_n)\}$

■ 组合证据: 多个单一证据的析取

 $E=E_1 \quad OR \quad E_2 \quad OR \quad \cdots \quad OR \quad E_n$ $MATLAB \quad \bigvee \quad CF(E)=\max\{CF(E_1),CF(E_2), \bigcup \quad ,CF(E_n)\}$









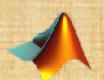
4. 不确定性的传递算法

■C-F模型中的不确定性推理:从不确定的初始证据出发,通过运用相关的不确定性知识,最终推出结论并求出结论的可信度值。结论 H 的可信度由下式计算:

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

当CF(E) < 0时,则CF(H) = 0

当CF(E)=1时,则CF(H)=CF(H,E)









5. 结论不确定性的合成算法

■ 设知识:

IF E_1 **THEN** H $(CF(H, E_1))$

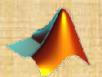
IF E_2 **THEN** H $(CF(H, E_2))$

(1)分别对每一条知识求出CF(H):

 $CF_1(H) = CF(H, E_1) \times \max\{0, CF(E_1)\}$

 $CF_2(H) = CF(H, E_2) \times \max\{0, CF(E_2)\}$





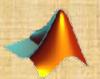






5. 结论不确定性的合成算法

(2)求出 E_1 与 E_2 对H的综合影响所形成的可信度 $CF_{1,2}(H)$:









• 例1、设有如下一组知识:

 $r_1: IF E_1 THEN H (0.8)$

 $r_2: IF E_2 THEN H (0.6)$

 r_3 : IF E_3 THEN H (-0.5)

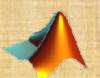
 r_4 : IF E_4 AND $(E_5$ OR $E_6)$ THEN E_1 (0.7)

 r_5 : IF E_7 AND E_8 THEN E_3 (0.9)

已知: $CF(E_2) = 0.8$, $CF(E_4) = 0.5$, $CF(E_5) = 0.6$, $CF(E_6) = 0.7$,

 $CF(E_7) = 0.6$, $CF(E_8) = 0.9$.

*: CF(H)









解:第一步:对每一条规则求出CF(H)。

 r_4 :

$$CF(E_1) = 0.7 \times \max\{0, CF[E_4 \quad AND \quad (E_5 \quad OR \quad E_6)]\}$$

= $0.7 \times \max\{0, \min\{CF(E_4), CF(E_5 \quad OR \quad E_6)\}\}$

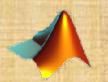
=
$$0.7 \times \max\{0, \min\{CF(E_4), \max\{CF(E_5), CF(E_6)\}\}\}$$

$$= 0.7 \times \max\{0, \min\{0.5, \max\{0.6, 0.7\}\}\}\$$

$$= 0.7 \times \max\{0,0.5\}$$

$$= 0.35$$







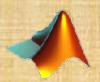




$$r_5$$
: $CF(E_3) = 0.9 \times \max\{0, CF(E_7 \ AND \ E_8)\}$
= $0.9 \times \max\{0, \min\{CF(E_7), CF(E_8)\}\}$
= $0.9 \times \max\{0, \min\{0.6, 0.9\}\}$
= $0.9 \times \max\{0, 0.6\}$
= 0.54

$$r_1$$
: $CF_1(H) = 0.8 \times \max\{0, CF(E_1)\}$
= $0.8 \times \max\{0, 0.35\}$
= 0.28











$$r_2$$
: $CF_2(H) = 0.6 \times \max\{0, CF(E_2)\}$
= $0.6 \times \max\{0, 0.8\}$
= 0.48

$$r_3$$
: $CF_3(H) = -0.5 \times \max\{0, CF(E_3)\}$
= $-0.5 \times \max\{0, 0.54\}$
= -0.27











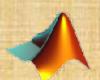
第二步:根据结论不确定性的合成算法得到:

$$CF_{1,2}(H) = CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H) \times CF_2(H)$$

= $0.28 + 0.48 - 0.28 \times 0.48 = 0.63$

$$CF_{1,2,3}(H) = \frac{CF_{1,2}(H) + CF_3(H)}{1 - \min\{|CF_{1,2}(H)|, |CF_3(H)|\}}$$
$$= \frac{0.63 - 0.27}{1 - \min\{0.63, 0.27\}} = \frac{0.36}{0.73} = 0.49$$

综合可信度: CF(H)=0.49



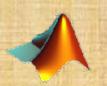




6.3 证据理论



- 证据理论(theory of evidence): 又称D—S理论, 是德普斯特 (A. P. Dempster)首先提出, 沙佛(G. Shafer)进一步发展起来 的一种处理不确定性的理论。
- 1981年巴纳特(J. A. Barnett)把该理论引入专家系统中,同年卡威(J. Garvey)等人用它实现了不确定性推理。
- 目前, 在证据理论的基础上已经发展了多种不确定性推理 模型。





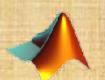




- •设D是变量x所有可能取值的集合,且D中的元素是互斥的,在任一时刻x都取且只能取D中的某一个元素为值,则称D为x的样本空间。
- 在证据理论中,D 的任何一个子集A 都对应于一个关于x 的命题,称该命题为"x 的值是在A 中"。
- •设x:所看到的颜色, $D=\{$ 红,黄,蓝 $\}$,

则 A={红}: "x 是红色";

 $A=\{ \text{红, 蓝} \}: "x 或者是红色, 或者是蓝色"。$









■设D为样本空间,领域内的命题都用D的子集表示,则概率

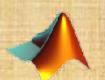
分配函数(basic probability assignment function)定义如下:

定义1: 设函数 $M: 2^D \to [0,1], (对任何一个属于D的子集A, 命它对应一个数<math>M \in [0, 1]$) 且满足

$$M(\Phi) = 0 \qquad \sum_{A \subseteq D} M(A) = 1$$

则 $M:2^D$ 上的基本概率分配函数,M(A):A的基本概率数。











几点说明:

- (1)设样本空间D中有n个元素,则D中子集的个数为 2ⁿ 个。
 - 2D: D的所有子集。
- (2)概率分配函数: 把D的任意一个子集A都映射为[0, 1]上的一个数M(A)。
- $A \square D$, $A \neq D$ 时,M(A): 对相应命题A的精确信任度。
 - ●设 D={红,黄,蓝}

则其子集个数 23=8, 具体为:

 $A=\{ \mathtt{红} \}, \quad A=\{ \mathtt{黄} \}, \quad A=\{ \mathtt{\Xi} \}, \quad A=\{ \mathtt{红}, \; \mathtt{黄} \},$

 $A = \{ \text{红, 蓝} \}, A = \{ \text{黄, 蓝} \}, A = \{ \text{红, 黄, 蓝} \}, A = \{ \Phi \}$





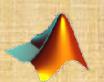




(3)概率分配函数与概率不同。

例如,设A={红},M(A)=0.3:命题"x是红色"的信任度是0.3。

设 D={红,黄,蓝}
M({红})=0.3, M({黄})=0, M({蓝})=0.1,
M({红,黄})=0.2, M({红,蓝})=0.2,
M({黄,蓝})=0.1, M({红,黄,蓝})=0.1, M(Φ)=0
但: M({红})+ M({黄})+ M({蓝})=0.4







6.3.2 信任函数



定义2: 命题的信任函数(belief function) $Bel: 2^D \rightarrow [0,1]$

$$\mathbf{H} \; Bel(A) = \sum M(B) \; \Box A \Box D$$

Bel(A):对命题A为真的总的信任程度。

设 D ={红, 黄, 蓝}M({红})=0.3, M({黄})=0, M({红, 黄})=0.2,

$$Bel(\{红, 黄\}) = M(\{红\}) + M(\{ 黄 \}) + M(\{ 红, 黄 \})$$

$$= 0.3 + 0.2 = 0.5$$

■由信任函数及概率分配函数的定义推出:

MATLAB
$$Bel(\Phi) = M(\Phi) = 0$$
 $Bel(D) = \sum_{B \subseteq D} M(B) = 1$







6.3.3 似然函数



似然函数(plansibility function): 不可驳斥函数或上限函数。

定义3: 似然函数 $Pl: 2^D \rightarrow [0,1]$ 且 $Pl(A) = 1 - Bel(\neg A)$

对所有的 $A \square D$

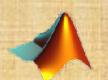
·设D={红,黄,蓝}

 $M(\{ \text{红} \})=0.3, M(\{ 黄 \})=0, M(\{ \text{红}, 黄 \})=0.2,$

 $Bel(\{红, 黄\}) = M(\{红\}) + M(\{ 黄 \}) + M(\{ 红, 黄 \})$

= 0.3 + 0.2 = 0.5

 $Pl(\{ \vec{\Xi} \}) = 1 - Bel(\neg \{ \vec{\Xi} \}) = 1 - Bel(\{ \mathbf{\Xi}, \ \vec{\Xi} \}) = 1 - 0.5 = 0.5$







6.3.4 概率分配函数的正交和



定义4:设 M_1 和 M_2 是两个概率分配函数;则其正交和:

$$M = M_1 \square M_2$$
 $M(\Phi) = 0$

其中:
$$M(A) = K^{-1} \sum_{x \mid y = A} M_1(x) M_2(y)$$

$$K = 1 - \sum_{x \mid y = \Phi} M_1(x) M_2(y) = \sum_{x \mid y \neq \Phi} M_1(x) M_2(y)$$

如果 $K \neq 0$,则正交和M也是一个概率分配函数;如果K = 0,则不存在正交和M,即没有可能存在概率函数,称 M_1 与 M_2 矛盾。







6.3.4 概率分配函数的正交和



· 例2、设D={黑,白},且设

$$M_1(\{\mathbb{X}\},\{\dot{\Pi}\},\{\mathbb{X},\dot{\Pi}\},\Phi)=(0.3,0.5,0.2,0)$$

$$M_2(\{\mathbb{X}\},\{\triangle\},\{\mathbb{X},\triangle\},\Phi)=(0.6,0.3,0.1,0)$$

则:
$$K = 1 - \sum_{x \in y = \Phi} M_1(x) M_2(y)$$

= $1 - [M_1(\{ \mathbb{K} \}) M_2(\{ \triangle \}) + M_1(\{ \triangle \}) M_2(\{ \mathbb{K} \})]$
= $1 - [0.3 \times 0.3 + 0.5 \times 0.6] = 0.61$

$$M(\{\mathbb{X}\}) = K^{-1} \sum_{\substack{x \mid y = \{\mathbb{X}\}\\ 0.61}} M_1(x) M_2(y)$$

$$= \frac{1}{0.61} [M_1(\{\mathbb{X}\}) M_2(\{\mathbb{X}\}) + M_1(\{\mathbb{X}\}) M_2(\{\mathbb{X}\}) + M_1(\mathbb{X}) M_2(\mathbb{X}) + M_1(\mathbb{X}) M_1(\mathbb{X}) + M_1(\mathbb{X}) M_1(\mathbb{X}) + M_1(\mathbb{X}) M_1(\mathbb{X}) + M_1(\mathbb{X}) M_1(\mathbb{X$$

$$= \frac{1}{0.61} [0.3 \times 0.6 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.6] = 0.54$$





6.3.4 概率分配函数的正交和



- 同理可得: $M(\{ 白 \}) = 0.43$ $M(\{ \mathbb{H}, \Delta \}) = 0.03$
- 组合后得到的概率分配函数:

 $M(\{\mathbb{R}\}),\{\dot{\Xi}\},\{\mathbb{R},\dot{\Xi}\},\Phi)=(0.54,0.43,0.03,0)$

- □ 基于证据理论的不确定性推理的步骤:
 - (1)建立问题的样本空间D。
 - (2)由经验给出,或者由随机性规则和事实的信度度量算基本概率分配函数。
 - (3)计算所关心的子集的信任函数值、似然函数值。
 - (4)由信任函数值、似然函数值得出结论。









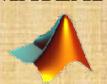
例3、设有规则:

- (1)如果流鼻涕则感冒但非过敏性鼻炎(0.9)或过敏性鼻炎但非感冒(0.1)。
- (2)如果 眼发炎 则 感冒但非过敏性鼻炎(0.8) 或 过敏性鼻炎但非感冒(0.05)。

有事实:

- (1)小王流鼻涕(0.9)。
- (2)小王发眼炎(0.4)。

问: 小王患的什么病?









取样本空间: $D = \{h_1, h_2, h_3\}$

h,表示"感冒但非过敏性鼻炎",

 h_2 表示"过敏性鼻炎但非感冒",

h3表示"同时得了两种病"。

取下面的基本概率分配函数:

 $M_1({h_1}) = 0.9 \times 0.9 = 0.81$

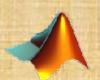
 $M_1({h_2}) = 0.9 \times 0.1 = 0.09$

 $M_1({h_1, h_2, h_3}) = 1 - M_1({h_1}) - M_1({h_2}) = 1 - 0.81 - 0.09 = 0.1$

 $M_2(\{h_1\}) = 0.4 \times 0.8 = 0.32$

 $M_2(\{h_2\}) = 0.4 \times 0.05 = 0.02$

 $M_2({h_1, h_2, h_3}) = 1 - M_2({h_1}) - M_2({h_2}) = 1 - 0.32 - 0.02 = 0.66$



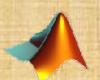






将两个概率分配函数组合:

$$\begin{split} K &= 1/\{1 - [M_1(\{h_1\})M_2(\{h_2\}) + M_1(\{h_2\})M_2(\{h_1\})]\} \\ &= 1/\{1 - [0.81 \times 0.02 + 0.09 \times 0.32]\} \\ &= 1/\{1 - 0.045\} = 1/0.955 = 1.05 \\ M(\{h_1\}) &= K[M_1(\{h_1\})M_2(\{h_1\}) + M_1(\{h_1\})M_2(\{h_1,h_2,h_3\}) \\ &+ M_1(\{h_1,h_2,h_3\})M_2(\{h_1\})] = 1.05 \times 0.8258 = 0.87 \\ M(\{h_2\}) &= K[M_1(\{h_2\})M_2(\{h_2\}) + M_1(\{h_2\})M_2(\{h_1,h_2,h_3\}) \\ &+ M_1(\{h_1,h_2,h_3\})M_2(\{h_2\})] = 1.05 \times 0.0632 = 0.066 \\ M(\{h_1,h_2,h_3\}) &= 1 - M(\{h_1\}) - M(\{h_2\}) = 1 - 0.87 - 0.066 = 0.064 \end{split}$$









信任函数:

$$Bel({h_1}) = M({h_1}) = 0.87$$
 $Bel({h_2}) = M({h_2}) = 0.066$

似然函数:

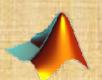
$$Pl(\{h_1\}) = 1 - Bel(\neg\{h_1\}) = 1 - Bel(\{h_2, h_3\})$$

$$= 1 - [M(\{h_2\} + M(\{h_3\})) = 1 - [0.066 + 0] = 0.934$$

$$Pl(\{h_2\}) = 1 - Bel(\neg\{h_2\}) = 1 - Bel(\{h_1, h_3\})$$

$$= 1 - [M(\{h_1\} + M(\{h_3\})) = 1 - [0.87 + 0] = 0.13$$

结论: 小王可能是感冒了。





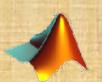




- 1. 模糊知识表示
- 人类思维判断的基本形式:

如果(条件)→则(结论)

- 例如: 如果 压力较高且温度在慢慢上升则阀门略开
- 模糊规则: 从条件论域到结论论域的模糊关系矩阵 R。 通过条件模糊向量与模糊关系 R 的合成进行模糊推理, 得到结论的模糊向量, 然后采用"清晰化"方法将模糊结论转换为精确量。







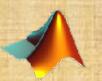


2. 对 IF A THEN B 类型的模糊规则的推理

- 若已知输入为A, 则输出为B; 若现在已知输入为A, 则输出B用合成规则求取B' = A'OR其中模糊关系R: $\mu_R(x,y) = \min[\mu_A(x), \mu_B(y)]$
 - •控制规则库的N条规则有N个模糊关系: R_1 , R_2 , L, R_n 对于整个系统的全部控制规则所对应的模糊关系R:

$$R = R_1 \bigcup R_2 \bigcup L \bigcup R_n = \bigcup_{i=1}^n R_i$$











2. 对 IF A THEN B 类型的模糊规则的推理

■例4、已知输入的模糊集合A和输出的模糊集合B:

$$A = 1.0 / a_1 + 0.8 / a_2 + 0.5 / a_3 + 0.2 / a_4 + 0.0 / a_5$$

$$B = 0.7 / b_1 + 1.0 / b_2 + 0.6 / b_3 + 0.0 / b_4$$

■前面已经求得模糊关系为:

$$R = \begin{bmatrix} 0.7 & 1.0 & 0.6 & 0.0 \\ 0.7 & 0.8 & 0.6 & 0.0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$







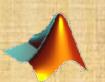


2. 对 IF A THEN B 类型的模糊规则的推理

• 当输入:
$$A' = 0.4 / a_1 + 0.7 / a_2 + 1.0 / a_3 + 0.6 / a_4 + 0.0 / a_5$$

$$B' = A' \circ R = \begin{bmatrix} 0.4 \\ 0.7 \\ 1.0 \\ 0.6 \\ 0.0 \end{bmatrix}^{\mathsf{T}} \begin{bmatrix} 0.7 & 1.0 & 0.6 & 0.0 \\ 0.7 & 0.8 & 0.6 & 0.0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 & 0.0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix} = (0.7, 0.7, 0.6, 0.0)$$

$$B' = 0.7 / b_1 + 0.7 / b_2 + 0.6 / b_3 + 0.0 / b_4$$







6.6 模糊决策



· "模糊决策" ("模糊判决"、"解模糊"或"清晰化"): 由模糊推理得到的结论或者操作是一个模糊向量,转化为确定值的过程。

1. 最大隶属度法

■例5、得到模糊向量:

$$U' = 0.1/2 + 0.4/3 + 0.7/4 + 1.0/5 + 0.7/6 + 0.3/7$$

取结论: U=5。

■例6、得到模糊向量:

$$U' = 0.5/-3 + 0.5/-2 + 0.5/-1 + 0.0/0 + 0.0/1 + 0.0/2 + 0.0/3$$

取结论:

$$U = \frac{-3-2-1}{2} = -2$$







6.6 模糊决策



$$\sum_{i=1}^n \mu(u_i)u_i$$

2. 加权平均判决法
$$U = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu(u_i)}{\sum_{i=1}^{n} \mu(u_i)}$$

例7、
$$U' = 0.1/2 + 0.6/3 + 0.5/4 + 0.4/5 + 0.2/6$$
则 $U' = \frac{0.1 \times 2 + 0.6 \times 3 + 0.5 \times 4 + 0.4 \times 5 + 0.2 \times 6}{0.1 + 0.6 + 0.5 + 0.4 + 0.2} = 4$

3. 中位数法

**
$$5/8$$
 ** $U' = 0.1/-4$ ** $0.5/-3 + 0.1/-2 + 0.0/-1 + 0.1/0 + 0.2/1$ ** $0.4/2$ ** $+0.5/3 + 0.1/4$ **

$$u^* = u_6$$
 For $\sum_{i=1}^{u_6} \mu(u_i) = \sum_{i=1}^{u_9} \mu(u_i) = 1$

MATLAB 所以中位数 $u^* = u_6$,则U = 1







6.7 模糊推理的应用



例9、设有模糊控制规则:

"如果温度低,则将风门开大"。设温度和风门开度的论域为{1,2,3,4,5}。

"温度低"和"风门大"的模糊量:

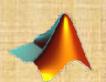
"温度低"=1/1+0.6/2+0.3/3+0.0/4+0/5

"风门大" =0/1+0.0/2+0.3/3+0.6/4+1/5

已知事实"温度较低",可以表示为

"温度较低"=0.8/1+1/2+0.6/3+0.3/4+0/5

试用模糊推理确定风门开度。









3. 中位数法

• 例如

$$U' = 0.1/-4 + 0.5/-3 + 0.3/-2 + 0.1/-1 + 0.1/0 + 0.4/1 + 0.5/2 + 0.1/3 + 0.2/4$$

用线性插值处理, 即
$$\Delta u = 1.2/(1.1+1.2) = 0.522$$

所以
$$u^* = u_5 + \Delta u = 0.522$$









6.7 模糊推理的应用



解: (1)确定模糊关系 R

$$R = \begin{bmatrix} 1.0 \\ 0.6 \\ 0.3 \\ 0.0 \\ 0.0 \end{bmatrix}$$
 o $\begin{bmatrix} 0.0 & 0.0 & 0.3 & 0.6 & 1.0 \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} 0.0 & 0.0 & 0.3 & 0.6 & 1.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.3 & 0.6 & 0.6 \\ 0.0 & 0.0 & 0.3 & 0.3 & 0.3 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \end{bmatrix}$$







6.7 模糊推理的应用



(2)模糊推理

B' = A'
$$_{0}R$$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$
 $=$

=(0.0, 0.0, 0.3, 0.6, 0.8)

(3) 模糊決策

用最大隶属度法进行决策得风门开度为5。用加权平均判 决法和中位数法进行决策得风门开度为4。

