模糊推理

模糊命颢

- 1张三是一个年轻人。模糊概念
- 2 李四的身高为1.75m左右。模糊数据
- 3 他考上大学的可能性在60%左右。
- 4 明天八成是个好天气。

模糊推理

模糊命题

◆含有模糊概念、模糊数据的语句称为模糊命题。它 的一般表示形式为:

is A

或者 A (CF) Х is

其中,A是模糊概念或者模糊数,用相应的模糊集 及<mark>隶属函数</mark>刻画; x是论域上的变量,用以代表所 论述对象的属性; CF是该模糊命题的可信度, 它既 可以是一个确定的数,也可以是一个模糊数或者模 糊语言值。

55

模糊推理

- 模糊语言值是指表示大小、长短、多少等程度的一 些词汇。如:极大、很大、相当大、比较大。模 糊语言值同样可用模糊集描述。
- 模糊数:如果实数域R上的模糊来A的隶属函数μA(u) 在R上连续且具有如下性质,则A为一模糊数:
- (1) A是正规模糊象,即夺在u属于R,使得 $\mu_A(u)=1$ 。
- (2) A是凸模糊杂,即对于任意突数x, a<x<b, 有 $\mu_A(x) \ge \min \{ \mu_A(a), \mu_A(b) \}_o$
- 直观上看,模糊数的隶属函数的图形是单峰的,在 在峰顶时隶属度达到1。

模糊知识的表示

(1) 模糊产生式规则的一般形式是:

Е THEN (CF,λ)

其中, E是用模糊命题表示的模糊条件; H是用模糊命题表示的 模糊结论; CF是知识的可信度因子, 它既可以是一个确定 值,用以指出知识被运用的条件。例如:

IF x is A THEN y is B (CF, λ)

(2) 推理中所用的证据也用模糊命题表示,一般形式为

is

或者

Α, is (CF)

(3) 模糊推理要解决的问题:证据与知识的条件是否匹配;如 果匹配,如何利用知识及证据推出结论。

56

模糊匹配与冲突消解

◆ 在模糊推理中。知识的前提条件中的A与证据中的A'不一 定完全相同。因此首先必须考虑**匹配问题**。例如:

- 两个模糊集或模糊概念的相似程度称为匹配度。常用的计 茅匹配皮的方法主要有贴近皮、语义距离及相似皮等。

设A与B分别是论域 $U=\{u1,u2,\cdots,un\}$ 上的两个模糊来。则 它们的贴近度定义为:

$$(A, B) = [A \cdot B + (1 - A \odot B)] / 2$$

*+

$$A \bullet B = \bigvee_U (\mu_{\scriptscriptstyle A}(u_{\scriptscriptstyle i}) \wedge \mu_{\scriptscriptstyle B}(u_{\scriptscriptstyle i}))$$
 内积 $A \odot B = \bigwedge_i (\mu_{\scriptscriptstyle A}(u_{\scriptscriptstyle i}) \vee \mu_{\scriptscriptstyle B}(u_{\scriptscriptstyle i}))$ 外积

- 2. 语义距离
- (1)海明距离

$$d(A,B) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} |\mu_{A}(u_{i}) - \mu_{B}(u_{i})|$$

$$a(A,B) = \frac{1}{b-a} \int_{a}^{b} |\mu_{A}(u) - \mu_{B}(u)| du$$
(2) 欧几里得距离

$$d(A,B) = \frac{1}{\sqrt{n}} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (\mu_{A}(u_{i}) - \mu_{B}(u_{i}))^{2}}$$

(3) 明可失斯基距离

$$d(A,B) = \left[\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} |\mu_A(u_i) - \mu_B(u_i)|^{\frac{q}{1}}\right]^{\frac{1}{q}}, \quad q \ge 1$$

(4) 切比雪夫距离

$$d(A,B) = \max_{1 \le i \le n} |\mu_A(u_i) - \mu_B(u_i)|$$

匹配度为: 1-d(A, B)

3. 相似度

(1) 最大最小法

$$r(A,B) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \min\{\mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i})\}}{\sum_{i=1}^{n} \max\{\mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i})\}}$$

$$r(A,B) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \min\{\mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i})\}}{\frac{1}{2} \times \sum_{i=1}^{n} (\mu_{A}(u_{i}) + \mu_{B}(u_{i}))}$$

$$r(A,B) = \frac{\sum\limits_{i=1}^{n} \min\{\mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i})\}}{\sum\limits_{i=1}^{n} \sqrt{\mu_{A}(u_{i}) \times \mu_{B}(u_{i})}}$$

$$\begin{split} r(A,B) &= \frac{\displaystyle\sum_{i=1}^{n} (\mu_{A}(u_{i}) - \overline{\mu}_{A}) \times (\mu_{B}(u_{i}) - \overline{\mu}_{B})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^{n} (\mu_{A}(u_{i}) - \overline{\mu}_{A})^{2}] \times [\sum_{i=1}^{n} (\mu_{B}(u_{i}) - \overline{\mu}_{B})^{2}]}} \\ \overline{\mu}_{A} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mu_{A}(u_{i}), \quad \overline{\mu}_{B} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mu_{B}(u_{i}) \end{split}$$

(5) 指数法
$$r(A,B) = e^{-\sum_{i=1}^{n} |\mu_A(u_i) - \mu_B(u_i)|}$$

匹配度举例

 $A \bullet B = \bigvee_{i} (\mu_{A}(u_{i}) \wedge \mu_{B}(u_{i}))$ 内积 $A \odot B = \bigwedge_{i} (\mu_{A}(u_{i}) \vee \mu_{B}(u_{i}))$ 外积

> $\sum_{i=1}^{n} \min \{ \mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i}) \}$ $\sum_{i=1}^{n} \max\{\mu_{A}(u_{i}), \mu_{B}(u_{i})\}$

改U={a, b, c, d}

A=0.3/a+0.4/b+0.6/c+0.8/d B=0. 2/a+0. 5/b+0. 6/c+0. 7/d

贴近度:

 $A \cdot B = (0.3 \land 0.2) \lor (0.4 \land 0.5) \lor (0.6 \land 0.6) \lor (0.8 \land 0.6)$ 0.7) = 0.7

 $A \odot B = (0.3 \lor 0.2) \land (0.4 \lor 0.5) \land (0.6 \lor 0.6) \land (0.8)$ $\sqrt{0.7} = 0.3$

 $(A, B)=1/2[A \cdot B + (1-A \odot B)]=1/2[0.7 + (1-0.3)]=0.7$

匹配度举例

 $d(A,B) = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} |\mu_A(u_i) - \mu_B(u_i)|$

设U={a, b, c, d}

A=0. 3/a+0. 4/b+0. 6/c+0. 8/d

B=0. 2/a+0. 5/b+0. 6/c+0. 7/d

海明距离

 $d(A, B)=1/4 \times (|0.3-0.2|+|0.4-0.5|+$ |0.6-0.6|+|0.8-0.7| = 0.075 (A, B)=1-d(A, B)=1-0.075=0.925

匹配度举例

设U={a, b, c, d} A=0.3/a+0.4/b+0.6/c+0.8/d B=0. 2/a+0. 5/b+0. 6/c+0. 7/d

相似度:

最大最小法:

 $r(A, B) = ((0.3 \land 0.2) + (0.4 \land 0.5) + (0.6 \land 0.6) +$ $(0.8 \land 0.7))/((0.3 \lor 0.2)+(0.4 \lor 0.5)+(0.6)$ $\lor 0.6) + (0.8 \lor 0.7)$

=1.9/2.2=0.86

复合条件的模糊匹配

(1) 分别计算出每一个子条件与其证据的匹配 度

例如对复合条件

 $E=x_1$ is A_1 AND x_2 is A_2 AND x_3 is A_3 及相应证据E':

 x_1 is A'_1 , x_2 is A'_2 , x_3 is A'_3 分别算出 A_i 与 A'_i 的匹配度 $\delta_{match}(A_i,A'_i)$,i=1,2,3。

66

复合条件的模糊匹配

(2) 求出整个前提条件与证据的总匹配度。 目前常用的方法有"取极小"和"相乘"等。

$$\begin{array}{l} \delta_{\text{match}}(\mathsf{E},\mathsf{E}^{\text{`}}) = \min\{\delta_{\text{match}}(\mathsf{A}_{1},\!\mathsf{A}^{\text{`}}_{1}), \delta_{\text{match}}(\mathsf{A}_{2},\!\mathsf{A}^{\text{`}}_{2}), \\ \delta_{\text{match}}(\mathsf{A}_{3},\!\mathsf{A}^{\text{`}}_{3})\} \end{array}$$

$$\begin{array}{l} \delta_{\text{match}}(E,E') \!\!=\!\! \delta_{\text{match}}(A_1,\!A'_1) \!\times\! \delta_{\text{match}}(A_2,\!A'_2) \!\times\! \delta_{\text{match}} \\ (A_3,\!A'_3) \end{array}$$

(3) 检查总匹配度是否满足阈值条件,如果满足就可以匹配,否则为不可匹配。

模糊推理中的冲突消解

当有一条以上的规则的 条件部分和当前数据库相 匹配时,就需要决定首先 使用哪一条规则,这称为 冲突消解。 (1) 按匹配度大小排序

(2) 按加权平均值排序



(3) 按广义顺序关系排序

模糊推理中的冲突消解

1. 按匹配度大小排序

2. 按加权平均值排序

例如,设U={u₁,u₂,u₃,u₄,u₅}, A=0.9/u₁+0.6/u₂+0.4/u₃ B=0.6/u₂+0.8/u₃+0.5/u₄ C=0.5/u₃+0.8/u₄+1/u₅ D=0.8/u₁+0.5/u₂+0.1/u₃

 并设有如下模糊知识:

 R1:
 IF
 x is A
 THEN
 y is H₁

 R2:
 IF
 x is B
 THEN
 y is H₂

 R3:
 IF
 x is C
 THEN
 y is H₃

用户提供的初始证据为:

E': x is D

 δ $_{\rm match}(A,D)$ = μ $_{D}$ (u $_{1})$ / μ $_{A}$ (u $_{1})$ + μ $_{D}$ (u $_{2})$ / μ $_{A}$ (u $_{2})$ + μ $_{D}$ (u $_{3})$ / μ $_{A}$ (u $_{3})$ =0. 8/0. 9+0. 5/0. 6+0. 1/0. 4

周理可得:

 δ_{match} (B, D)=0. 8/0+0. 5/0. 6+0. 1/0. 8 δ_{match} (C, D)=0. 8/0+0. 5/0+0. 1/0. 5

以上D与A、B、C的匹配皮不是用一个数而是用模糊来形式表示。

下面求匹配度的加权平均值:

AV($\delta_{\text{match}}(A, D)$)=(0.8×0.9+0.5×0.6+0.1×0.4)/(0.9+0.6+0.4) =0.56

周堰可得:

AV $(\delta_{\text{match}}(B, D)) = 0.27$ AV $(\delta_{\text{match}}(C, D)) = 0.1$

于是得到:

 $AV(\delta_{match}(A, D))>AV(\delta_{match}(B, D))>AV(\delta_{match}(C, D))$ 所以R[是当前首先被选用的知识_o

3. 按广义顺序关系排序

由上例可得:

 δ_{match} (A, D) = μ_{D} (u1) / μ_{A} (u1) + μ_{D} (u2) / μ_{A} (u2) + μ_{D} (u3) / μ_{A} (u3) = 0.8/0.9+0.5/0.6+0.1/0.4

 δ_{match} (B, D)=0.8/0+0.5/0.6+0.1/0.8

 δ_{match} (C, D)=0.8/0+0.5/0+0.1/0.5

下面以δ_{match}(A,D)与δ_{match}(B,D)为例说明广<mark>义顺序关系排序</mark> 的方法:

(1)首先用 δ_{match} (B,D)的每一项分别与 δ_{match} (A,D)的每一项进行比较。比较时 $\mu_D(u_i)$ 与 $\mu_D(u_i)$ 中取其小者, $\mu_A(u_i)$ 与 $\mu_B(u_i)$ 按如下规则取值:者 $\mu_A(u_i) \geq \mu_B(u_i)$ 则取"1";者 $\mu_A(u_i) < \mu_B(u_i)$ 则取"0"。例如用 $\mu_D(u_1)/\mu_B(u_1)$ 与 δ_{match} (A,D)的各项进行比较时得到:

0.8/1+0.5/1+0.1/1

(2)然后对得到的各项进行归并,把"分母"相同的项归并为一项,"分子"取其最大者,于是得到如下比较结果:

 $\mu_1/1 + \mu_0/0$ 此时,若µ₁>µ₀,则就认为δ_{match}(A,D)优于δ_{match}(B,D),记为δ_{match}(A,D) ≥ δ_{match}(B,D)。

按这种方法,对 $\delta_{match}(A,D)$ 与 $\delta_{match}(B,D)$ 可以得到: 0.8/1+0.5/1+0.1/1+0.5/1+0.5/1+0.1/0+0.1/1+0.1/0 +0.1/0=0.8/1+0.1/0 由于μ₁=0.8>μ₀=0.1, 所以得到: $\delta_{\text{match}}(A,D) \ge \delta_{\text{match}}(B,D)$

同理可得:

 $\delta_{\text{match}}(A,D) \ge \delta_{\text{match}}(C,D)$ $\delta_{\text{match}}(B,D) \ge \delta_{\text{match}}(C,D)$

最后得到:

 $\delta_{\text{match}}(A,D) \ge \delta_{\text{match}}(B,D) \ge \delta_{\text{match}}(C,D)$

由此可知R1应该是首先被选用的知识。

模糊推理的基本模式

1. 模糊假言推理

y is B 知识: IF x is A THEN

证据: x is A'

结论: y is B'

对于复合条件有:

知识: IF x₁ is A₁ AND x₂ is A₂ AND...AND x_n is A_n **THEN**

v is B

y is B'

证据: X₁ is A'₁, X₂ is A'₂, ..., X_n is A'_n

结论:

2. 模糊拒取式推理

知识: IF x is A THEN y is B

y is B' 证据:

x is A' 结论:

简单模糊推理

- ◈ 知识中只含有简单条件,且不带可信度因子的模糊推理称 为简单模糊推理。
- ◆ 合成推理规则:对于知识

IF. x is A THEN

v is B

首先构造出A与B之间的模糊关系R,然后通过R与证据的合 成求出结论。

如果已知证据是

x is A'

且A与A'可以模糊匹配,则通过下述合成运算求取B':

B'=A'∘R

如果已知证据是

且B与B'可以模糊匹配,则通过下述合成运算求出A':

A'=R∘B'

构造模糊关系R的方法

1 礼德方法

扎復提出了两种方法:一种称为条件命题的极大极小规则; 另一种称为条件命题的某术规则,由它们获得的模糊关系 分别记为Rm和Ra。

设 $A \in F(U)$, $B \in F(V)$, 其表示分别为

 $A = \int_{U} \mu_{A}(u)/u \quad , B = \int_{V} \mu_{B}(u)/u$

且用 \times , \bigcup , \bigcap , \neg , \oplus 分别表示模糊杂的笛卡儿录积、井、交、 补及**有界和运**算,则扎復把R_∞和R_s分别定义为:

 $R_m = (A \times B) \cup (\neg A \times V) = \int_{U \times V} (\mu_A(u) \wedge \mu_B(v)) \vee (1 - \mu_A(u)) / (u, v)$ $R_a = (-A \times V) \oplus (U \times B) = \int_{U \times V} 1 \wedge (1 - \mu_A(u) + \mu_B(v)) / (u, v)$

有界和 x⊕y=min{1, x+y}

IF x is A THEN v is B

对于模糊假言推理,若已知证据为

x is A'

则:

 $\mathbf{B'}_{\mathbf{m}} = \mathbf{A'} \cdot \mathbf{R}_{\mathbf{m}}$ B'a=A'∘Ra

对于模糊拒取式推理,若已知证据为

y is B'

则:

A'_m=R_m·B' A'a=RaoB'

扎德法推理举例(1)

99: 读U=V={1, 2, 3, 4, 5}, A=1/1+0.5/2, B=0.4/3+0.6/4+1/5 并设模糊知识及模糊证据分别为:

IF x is A THEN y is B

x is A'

美中, A'的模糊集为: A'=1/1+0.4/2+0.2/3

则由模糊知识可分别得到R...与R.:

	0	0	0.4	0.6	1		0	0	0.4	0.6	1
	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5		0.5	0.5	0.9	1	1
$R_m =$	1	1	1	1	1	$,R_{a}=$	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1

扎德法推理举例(2)

若已知证据为:y is B',且B'=0.2/1+0.4/2+0.6/3+0.5/4+0.3/5,则:

2. Mamdani方法

IF x is A THEN y is B

$$R_c = A \times B = \int_{U \times V} \mu_A(u) \wedge \mu_B(v) / (u, v)$$

对于模糊假言推理,

对于模糊拒取式推理,

 $B'_c = A' \circ R_c$

 $A'_{c}=R_{c}\circ B'$

3. Mizumoto方法

◆ 米祖莫托等人提出了一组构造模糊关系的方法, 分别记为 $R_s, R_g, R_{sg}, R_{gs}, R_{gg}, R_{ss}$ 等。其定义分别为:

$$R_s = A \times V \underset{s}{\Rightarrow} U \times B = \int_{U \times V} [\mu_A(u) \xrightarrow{s} \mu_B(v)] / (u, v)$$

$$\mu_A(u) \xrightarrow{s} \mu_B(v) = \begin{cases} 1, \mu_A(u) \le \mu_B(v) \\ 0, \mu_A(u) > \mu_B(v) \end{cases}$$

$$R_s = A \times V \underset{g}{\Rightarrow} U \times B = \int_{U \times V} [\mu_A(u) \xrightarrow{g} \mu_B(v)] / (u, v)$$

$$R_{g} = A \times V \Longrightarrow_{g} U \times B = \int_{U \times V} [\mu_{A}(u) \xrightarrow{g} \mu_{B}(v)]/(u, v)$$

共中,
$$\mu_A(u)$$
 \xrightarrow{g} $\mu_B(v) = \begin{cases} 1, \mu_A(u) \le \mu_B(v) \\ \mu_B(v), \mu_A(u) > \mu_B(v) \end{cases}$

设U=V={1,2,3,4,5}, A=1/1+0.5/2, B=0.4/3+0.6/4+1/5

模糊知识: IF x is A THEN y is B

模糊证据: x is A'

 $B'_q = A' \circ R_q = \{0.2, 0.2, 0.4, 0.6, 1\}$

其中, A'的模糊集为: A'=1/1+0.4/2+0.2/3

模糊判决方法

在推理得到的模糊集合中取一个相对最能代表这 个模糊集合的单值的过程就称作解模糊(去模糊) 或模糊判决(Defuzzification)。

模糊判决可以采用不同的方法:

世化法

最大隶属度方法

加权平均法

◆下面介绍各种模糊判决方法,并以"水温适中" 为例,说明不同方法的计算过程。

◆假设"水温适中"的模糊集合为

F=0. 0/0+0. 0/10+0. 33/20+0. 67/30+1. 0/40+1. 0/5 0+0. 75/60+0. 5/70+0. 25/80+0. 0/90+0. 0/100

◆1、重心法

所谓重化法就是取模糊隶属函数曲线与横坐标 轴图成面积的重化作为代表点。理论上应该计算输 出范图内一系列连续点的重化。即

$$u = \frac{\int_{x} x \mu_{N}(x) dx}{\int_{x} \mu_{N}(x) dx}$$

但实际上是计算输出范围内基个采样点 (即若干高效值) 的重心。这样,在不花太多时间的情况下,用足够小的取样间隔来提供所需要的特度,这是一种最好的折衷方案。

$$u = \sum x_i \cdot \mu_N(x_i) / \sum \mu_N(x_i)$$

F=0.0/0+0.0/10+0.33/20+0.67/30+1.0/40+1.0/50+0.75/60+0.5/70+0.25/80+0.0/90+0.0/100

 $u = \sum x_i \cdot \mu_F(x_i) / \sum \mu_F(x_i)$

 $= (0\times0.0+10\times0.0\times+20\times.033\times+30\times0.67\times+40\times1.0\times+50\times1.0\\ +60\times0.75\times+70\times0.5+80\times0.25+90\times0.0+100\times0.0)\\ / (0.0+0.0+0.33+0.67+1.0+1.0+0.75+0.5+0.25+0.0+0.0)\\ =48.2$

在隶属函数不对称的情况下,其输出的代表值 $48.2\,\,^{\circ}$ C 。

F=0.0/0+0.0/10+0.33/20+0.67/30+1.0/40+1.0/50+0.75/60+0.5/

◆ 2.最大隶属度法

这种方法最简单,只要在推理结论的模糊集合中 取隶属度最大的那个元素作为输出量即可。不过,要 求这种情况下的隶属函数曲线一定是单峰曲线。如果 该曲线是<mark>梯形平顶</mark>,那么具有最大隶属度的元素就可 能不只个,这时就要对所有取最大隶属度的元素求 其平均值。

 $u_{max} = (40+50)/2 = 45$

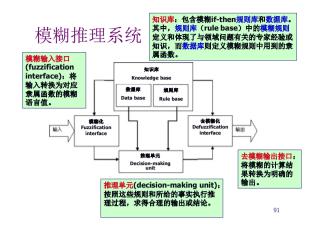
◈ 3.系数加权平均法

系数加权平均法的输出执行量由下式决定:

 $\mathbf{u} = \sum \mathbf{k}_{i} \mathbf{x}_{i} / \sum \mathbf{k}_{i}$

式中,系数 k_i 的选择要根据实际情况而定,不同的系统决定了系统有不同的响应特性。

89



小结

- ◆模糊集合
- ◆模糊运算及合成
- ◆模糊推理

Copyright by Lrc&Mch