

## 基于规则的模糊似然推理\*

房育栋 余英林

(华南理工大学无线电与自动控制研究所·广州, 510641)

**摘要:** 本文从函数映射关系来分析似然推理的三段论形式, 结合似然推理的公理化约束, 证明了该映射关系为连续形式, 因此提出用带有判决层的前馈三层神经网络来实现模糊似然推理. 用大前提作依据, 产生近似规则来进行训练, 并给出例子证明该算法的有效性.

**关键词:** 神经网络; 模糊系统; 似然推理; 知识处理; BP 算法

### 1 介 绍

三段论是传统逻辑推理的重要内容, 它的一般形式为:

大前提:	若 $u$ 是 $A$ , 则 $v$ 是 $B$
小前提:	$u$ 是 $A$
结 论:	则 $v$ 是 $B$ .

其中结论正确当且仅当大前提和小前提都正确. 若设大前提的真值为  $T_1$ , 小前提的真值为  $T_2$ , 则结论的真值为

$$T = T_1 \cap T_2. \quad (1)$$

实用中常采用它的近似推理形式, 称似然推理. 其中大前提如上, 小前提用  $A$  的近似条件  $A'$  表示, 推出的结论为  $B$  的近似结果  $B'$ , 即:

大前提:	若 $u$ 是 $A$ , 则 $v$ 是 $B$
小前提:	$u$ 是 $A'$
结 论:	则 $v$ 是 $B'$ .

(\*)

在上述关系中, 若  $A, B$  表示的是模糊概念, 则称为模糊似然推理.

从函数关系来讲, 若设  $A$  的论域为  $U$ ,  $B$  的论域为  $V$ , 则  $A \rightarrow B$  决定了从论域  $U$  到论域  $V$  的一种映射关系:

$$R: U \rightarrow V, \quad (2)$$

推论的过程就是由已知映射关系  $R$  和某个  $u$ , 求  $v$  的过程, 即:

$$v = R \odot u. \quad (3)$$

其中  $\odot$  表示合成运算. 在这个过程中, 用不同的方法, 可构成许多不同的  $R$  关系, 得到不同的解  $R \odot u$ . 文献[7]列举了多种不同的构造方法. 本文后面第二部分先介绍对  $R$  映射关系的一些限制, 然后再介绍一些推理方法的缺陷, 并证明映射  $R$  的连续性质, 第三部分提出用改进型 3 阶神经网络来实现  $R$  的方法, 第四部分完善了该神经网络的模型和算法, 第五部分是实验结果.

\* 攀登计划(模糊神经网络模型)资助项目.

本文于 1994 年 12 月 23 日收到, 1995 年 7 月 24 日收到修改稿.

## 2 近似推理的约束条件

近似是个模糊概念,在模糊数学中常用贴进度来衡量.

**定义 1** 设  $A, B, C \in P(U)$ , 其中  $P(U)$  表示  $U$  上的模糊集的幂集: 设映射

$$N: P(U) \times P(U) \rightarrow [0, 1]$$

满足条件:

- 1)  $N(A, B) = N(B, A)$ ,
- 2)  $N(A, A) = 1$ ,  $N(U, \emptyset) = 0$ ,
- 3) 若  $A \subseteq B \subseteq C$ , 则  $(N(A, B) \wedge N(B, C)) \geq N(A, C)$ ,

则称  $N(A, B)$  为模糊集  $A$  与  $B$  的贴进度,  $N$  称为  $P(U)$  上的贴进度函数.

有很多种不同的贴进度函数<sup>[5]</sup>, 然而比较常用的是海明贴进度函数(4), (5)或欧氏贴进度(6), (7).

$$N_H(A, B) = \left( 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A(u_i) - B(u_i)| \right), \quad U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}, \quad (4)$$

$$N_H(A, B) = \left( 1 - \frac{1}{b-a} \int_a^b |A(u) - B(u)| du \right), \quad U \text{ 为连续论域}, \quad (5)$$

$$N(A, B) = \left( 1 - \frac{1}{\sqrt{n}} \left( \sum_{i=1}^n |A(u_i) - B(u_i)|^2 \right)^{1/2} \right), \quad U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}, \quad (6)$$

$$N(A, B) = 1 - \frac{1}{\sqrt{b-a}} \left( \int_a^b |A(u) - B(u)|^2 du \right)^{1/2}, \quad U \text{ 为连续论域}. \quad (7)$$

在(\*)表示的近似推理中,基于“相似原因得出相似结论”的事实,根据实际情况,可提出如下近似推理的约束条件(设大前提若  $A$  则  $B$  永真):

- 1) 若  $A' = A$ , 则  $B' = B$ .
- 2) 若  $N(A_1, A) < N(A_2, A)$ , 则  $N(B_1, B) < N(B_2, B)$ , 其中  $A_1, A_2$  与  $A$  相似,  $B_1, B_2$  与  $B$  相似.
- 3) 若  $N(A', A) < \lambda$ , 则  $B'$  应为不知道,  $\lambda$  为适用门限.

约束条件 1) 表明近似推理可退化为普通假言推理. 由约束条件 2) 可以证明若  $A, B$  在论域  $U, V$ , 可以连续取值, 则映射关系  $R$  为连续映射. 约束条件 3) 表明映射  $R$  有一定的定义域, 太小的相似度不能应用到该映射中来.

文献[3, 7]等都提到许多实现由  $A \rightarrow B$  的映射方法, 但其中的许多都不能满足约束条件, 比如 Zadeh 法, Mamdani 法等等. Zadeh 法不能满足约束条件 1).

然而从定义 1 和约束条件出发, 我们可以证明映射  $R$  的连续性质.

**定理** 若  $A, B$  在论域  $U, V$  上可以连续取值, 那么满足上述约束条件的映射  $R$  在  $A$  处必定是连续映射.

**证** 为方便起见, 假定  $A, B$  是离散论域(连续论域一样证明). 令

$$V = R(U), \quad (8)$$

表示了从论域  $U$  到论域  $V$  上的映射, 其中  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ ,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ , 设  $X \subseteq Y$ , 则由定义有:  $N(X, Y) \leq N(Y, Y) = 1$ , 即  $N(X, Y)$  的最大值为 1.

考虑这样的序列  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ ,  $B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ ,  $B_i = R(A_i)$ , 而且

$$N(A_1, A) < N(A_2, A) < N(A_3, A) < \dots < N(A_n, A).$$

由约束条件 2), 可以推得近似结论满足:

$$N(B_1, B) < N(B_2, B) < N(B_3, B) < \dots < N(B_n, B).$$

因为递增上有界数列有极限, 所以上述二数列均收敛.

同时若  $\lim_{n \rightarrow \infty} N(A_n, A) = 1$ , 则由定义 1 知  $\lim_{n \rightarrow \infty} A_n = A$ , 因此由约束条件知

$$\lim_{n \rightarrow \infty} B_n = R(\lim_{n \rightarrow \infty} A_n) = R(A) = B,$$

故  $R$  在  $A$  处连续. 证毕.

在人工智能和模糊系统中, 常用到的是联言推理和多条假言推理构成的集合. 联言推理的近似形式为:

大前提: 若  $x_1$  是  $A_1$  且  $x_2$  是  $A_2 \dots$  且  $x_n$  是  $A_n$ , 则  $y$  是  $B$

小前提: 若  $x_1$  是  $A'_1$  且  $x_2$  是  $A'_2 \dots$  且  $x_n$  是  $A'_n$

结论:  $y$  是  $B'$ .

我们可以将各个  $A_i$  组成一输入矢量, 共同作用于输入层的单元, 这样, 就化为一般的近似推理.

对于多条推理规则, 形式为

大前提: 若  $x_i$  是  $A_i$ , 则  $y_i$  是  $B_i$

小前提: 若  $x_i$  是  $A'_i$

结论:  $y_i$  是  $B'_i$ .

其中  $i = 1 \sim n$ . 设  $U_i, V_i$  为各条规则的论域, 则定义

$$U = \bigcup_{i=1}^n U_i, \tag{9}$$

$$V = \bigcup_{i=1}^n V_i. \tag{10}$$

这样各条规则的论域都一致.

### 3 人工神经网络模型

**模型 1** 用于推理的神经网络可以用图 1 所示的模型实现. 该模型为普通的神经网络模型, 用它来实现从  $U$  到  $V$  的连续映射. 神经网络理论已经证明, 任意的连续函数均可用三层神经网络来实现, 只要隐含层的个数足够多. 因此, 对于离散论域 (若是连续论域可以将它离散化), 将  $U$  的  $n$  个指标的隶属度作为输入层的输入, 将  $V$  的  $m$  个指标的隶属度作为输出层的输出, 适当选取隐含层的个数, 经过训练, 就可实现推理函数  $R$ . 图中各神经元的输入为模糊概念  $A$  的隶属函数, 输出为模糊概念  $B$  的隶属函数. 神经元的变换函数选用如 (11) 所示 S 型限幅函数, 采用全连接方式. 可采用 BP 算法进行学习.

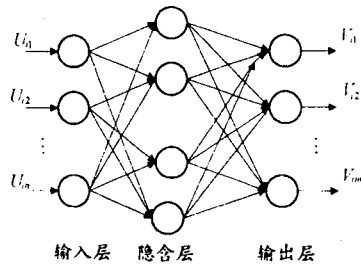


图 1 人工神经网络模型示意图

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \tag{11}$$

训练时,将基本规则  $A$  和  $B$  输入网络,同时由约束条件 2),利用语气算子,可以产生一些近似规则.可采用的语气算子有:极,很,相当,比较,稍许,略微等等.设  $A$  表示相应的模糊集上的隶属函数,那么

$$[\text{极 } A] = [A]^4 = \int (A(u_i))^4 / u_i, \tag{12}$$

$$[\text{很 } A] = [A]^2 = \int (A(u_i))^2 / u_i, \tag{13}$$

$$[\text{相当 } A] = [A]^{1.25} = \int (A(u_i))^{1.25} / u_i, \tag{14}$$

$$[\text{比较 } A] = [A]^{0.8} = \int (A(u_i))^{0.8} / u_i, \tag{15}$$

$$[\text{有点 } A] = [A]^{0.6} = \int (A(u_i))^{0.6} / u_i, \tag{16}$$

$$[\text{略微 } A] = [A]^{0.5} = \int (A(u_i))^{0.5} / u_i. \tag{17}$$

将上述近似规则连同基本规则一起送入网络进行学习,待网络稳定以后,即可用该网络实现基于规则的近似推理.

然而,该神经网络模型一般只能实现约束条件 1),2),对于约束条件 3)不能实现.因为该网络对  $N(A', A)$  较小的  $A'$  也有一个输出  $B'$ ,这个  $A'$  已经超出  $R$  的实用范围,所以这样推出的  $N(B', B)$  也很小,结论的可靠性已经很低.

### 4 实用模型与学习算法

**模型 2** 考虑图 2 所示的改进型神经网络,它的下部为图 1 所示的神经网络,上部为判决层,用来计算输入小前提的贴进度,并与门限  $\lambda$  比较;若处于门限  $\lambda$  以下,则表示该输入不在本命题的适用范围,判决层输出为 0,并作用于输出层(取 min 运算),使全部输出为 0,表示该前提不能用到该命题.若大于门限  $\lambda$ ,则判决层输出为 1,并作用于输出层(取 min 运算),此时的输出取决于下部一般神经网络的输出.

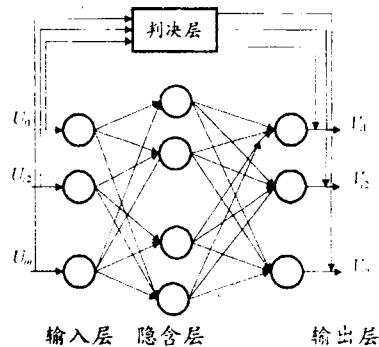


图 2 模糊判决神经网络模型图

它的映射关系如图 3 所示,论域  $U, V$  中的  $A, B$ , 表示  $A_i \rightarrow B_j$  的基本规则,  $A_i, B_j$  的邻域表示相似原因及相似结果,  $R$  表示从  $A_i$  邻域到  $B_j$  邻域的映射.  $V$  论域内点  $O$  表示论域中所有的隶属度取值为 0.  $U$  论域中  $A_i$  邻域以外的点统统射到  $O$  点,表示  $U$  论域中相应条件不适用于该规则集.

模型 2 实现一个定义在  $U \times V$  的函数  $R$ ,使  $R$  在各  $A_i$  处连续,且满足约束条件 1),2), 3) 判决层输出取各输入小前提与各条规则小前提的贴进度的最大值.

模型 2 的训练算法可归结如下:

- 1) 输入各条规则  $A_i \rightarrow B_j$ .
- 2) 用公式(9),(10)规整论域.
- 3) 对每条规则,产生它的近似规则,形成扩展规则集.
- 4) 构造判决层(采用欧氏距离).

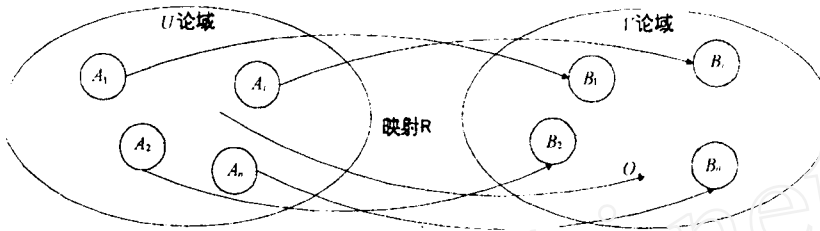


图3 近似推理的映射关系

5) 用扩展规则集训练模型 2 的下半部分前馈神经网络, 可以选用任何的全局优化算法来进行训练, 比如 BP 算法, 遗传算法等等.

模型 2 的推理算法为:

- 1) 读入近似条件  $x'$ .
- 2) 由判决层决定最佳贴近度.
- 3) 若贴近度小于  $\lambda$  门限, 转 5).
- 4) 将近似条件  $x'$  送入前馈网, 进行模拟输出, 转 6).
- 5) 置前馈网输出为 0.
- 6) 输出输出层的结果.

### 5 实验模拟

设总的论域为  $U = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10\}$ ,  $v = \{0, 2, 4, 6, 8\}$ , 在论域  $U$  上定义三个模糊概念小、中、大, 隶属度如下:

$$\begin{aligned} \text{小} &= \{1 \quad 1 \quad 0.8 \quad 0.6 \quad 0.2 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0\}, \\ \text{中} &= \{0 \quad 0 \quad 0.2 \quad 0.6 \quad 0.8 \quad 1 \quad 0.8 \quad 0.6 \quad 0.2 \quad 0 \quad 0\}, \\ \text{大} &= \{0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0.2 \quad 0.6 \quad 0.8 \quad 1 \quad 1\}. \end{aligned}$$

在  $V$  上定义三个模糊概念好、一般、差, 隶属度如下:

$$\begin{aligned} \text{好} &= \{1 \quad 0.6 \quad 0.2 \quad 0 \quad 0\}, \\ \text{一般} &= \{0 \quad 0.6 \quad 1 \quad 0.6 \quad 0\}, \\ \text{差} &= \{0 \quad 0 \quad 0.2 \quad 0.6 \quad 1\}. \end{aligned}$$

且推理规则如下: 小  $\rightarrow$  一般, 中  $\rightarrow$  好, 大  $\rightarrow$  差.

如图 4 所示, 由如上的三条规则, 利用语气算子可以产生扩展规则集(图 5). 用扩展规则集来训练图 2 的神经网络, 隐含层选用 20 个神经元, 训练算法采用快速 BP 算法, 学习率根据均方误差变化率自动增减, 若现在的均方误差大于前次的均方误差, 按比例缩小学习率; 若现在的均方误差小于前次的均方误差, 按比例增加学习率. 判决层采用欧氏贴近度.

表 1 是输入测试集, 它由两部分组成:  $A_i$  的邻域(相似条件) 或  $\bar{A}_i$  的邻域(不相似条件). 表 2 是模型 2 的输出( $\lambda = 0.65$ ), 可以看到若贴近度大于  $\lambda$ , 则可以很好地推出结论; 若贴近度小于  $\lambda$ , 则输出为 0 值, 即相似条件得到相似结果. 若用模型 1, 那么在表 2 的输出中, 序号为 5, 8, 10, 11, 13, 16, 21, 23 的各项可能有非 0 值.

为便于比较, 表 3 和表 4 列出 Zedeh 和 Dubois 方法的输出结果<sup>6)</sup>.

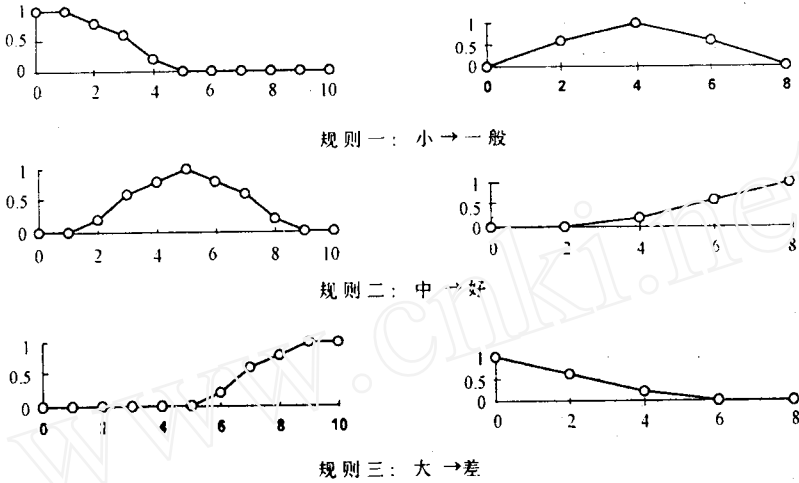


图 4 用于训练的基本规则,其中左面是前提,右面是结论

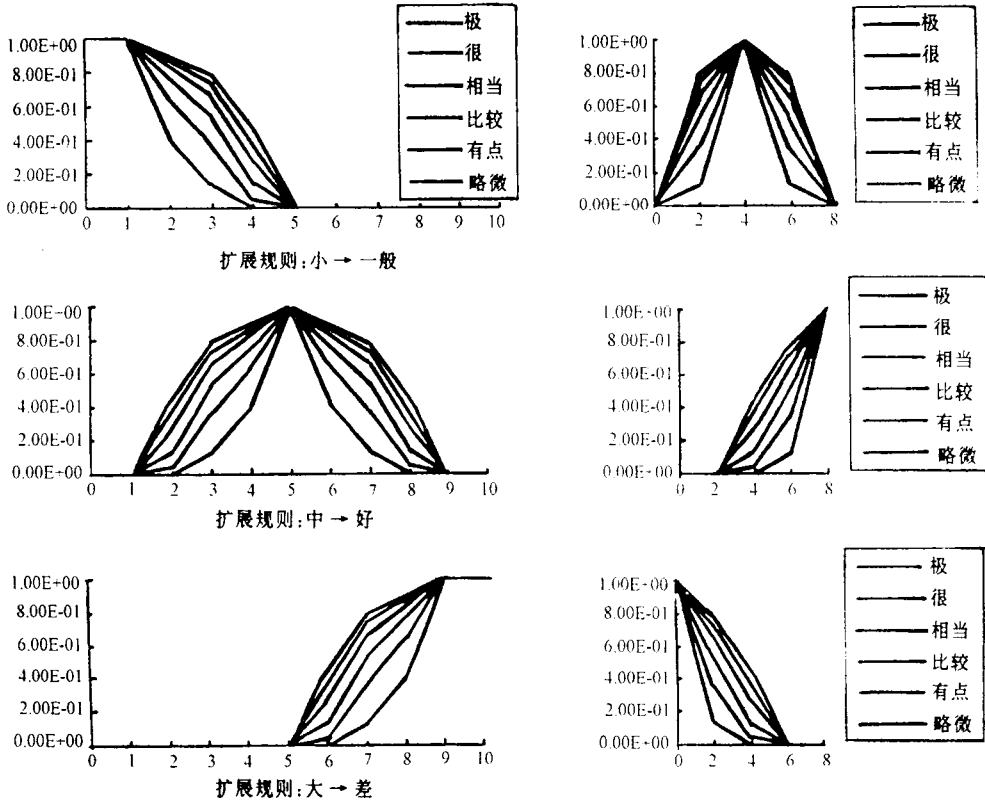


图 5 扩展规则集,其中左面是前提,右面是结论

$$\bar{B} = \bar{A} \circ \bigcap_{i=1}^n (\bar{A}_i \rightarrow \bar{B}_i), \quad (\text{Zedeh})$$

$$\bar{B} = \bar{A} \circ \bigcap_{i=1}^n (\bar{A}_i \rightarrow \bar{B}_i), \quad (\text{Dubois})$$

从结果可以看到,该两法对输入  $A_i$  均不能很好地得到  $B_i$ , 该法对其它近似输入的结果也不

理想(都带有一最小偏移值). 另外,对于不相似条件,也不能较好地判断(特别是 Zedeh 方法. 注意该两法的不相似结果均取 1 值).

表 1 输入测试集

序号	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	贴进度
1	1.00	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
2	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.69
3	1.00	1.00	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.69
4	1.00	0.99	0.80	0.50	0.30	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.88
5	0.00	0.00	0.20	0.40	0.80	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.05
6	1.00	1.00	0.86	0.76	0.37	0.09	0.10	0.02	0.05	0.18	0.14	0.79
7	0.81	0.96	0.74	0.52	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.85
8	1.00	1.00	0.93	0.98	0.62	0.02	0.15	0.45	0.13	0.26	0.16	0.52
9	0.00	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.00	1.00
10	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.00	0.00	0.57
11	0.00	0.00	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	0.80	0.60	0.20	0.00	0.57
12	0.00	0.10	0.30	0.50	0.80	0.80	0.80	0.50	0.30	0.10	0.00	0.82
13	1.00	1.00	0.80	0.40	0.20	0.00	0.20	0.40	0.80	1.00	1.00	0.02
14	0.08	0.08	0.31	0.62	0.83	1.00	0.93	0.73	0.29	0.08	0.19	0.81
15	0.00	0.00	0.13	0.51	0.63	0.91	0.65	0.50	0.06	0.00	0.00	0.81
16	0.36	0.11	0.52	1.00	1.00	1.00	1.00	0.88	0.50	0.23	0.42	0.46
17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	1.00	1.00
18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	1.00	1.00	0.69
19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.60	0.80	1.00	0.69
20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.30	0.50	0.80	0.90	1.00	0.88
21	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	0.40	0.20	0.00	0.00	0.05
22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.17	0.55	0.62	0.92	0.88	0.86
23	0.32	0.12	0.47	0.07	0.31	0.40	0.56	0.79	0.84	1.00	1.00	0.50

表 2 测试集输出(模型二)

序号	0	2	4	6	8	输出贴近值
1	0.0	0.60	1.00	0.60	0.00	1.00
2	0.01	0.32	0.99	0.25	0.00	0.74
3	0.00	0.74	1.00	0.78	0.01	0.87
4	0.00	0.57	1.00	0.58	0.00	0.98
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.63	1.00	0.66	0.00	0.96
7	0.00	0.55	1.00	0.51	0.00	0.94
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.19	0.60	1.00	1.00
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
12	0.00	0.01	0.17	0.52	1.00	0.95
13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
14	0.00	0.00	0.46	0.61	1.00	0.85
15	0.00	0.01	0.11	0.52	1.00	0.93
16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
17	1.00	0.61	0.19	0.00	0.00	0.99
18	0.99	0.65	0.41	0.00	0.01	0.87
19	1.00	0.23	0.03	0.00	0.00	0.77
20	1.00	0.51	0.12	0.00	0.00	0.93
21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
22	0.99	0.54	0.23	0.00	0.00	0.96
23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

表 3 测试集输出(Zedeh)

序号	0	2	4	6	8
1	0.10	0.60	1.00	0.60	0.40
2	0.20	0.60	1.00	0.60	0.20
3	0.40	0.60	1.00	0.60	0.60
4	0.40	0.60	1.00	0.60	0.40
5	1.00	0.60	0.40	0.60	1.00
6	0.40	0.60	1.00	0.60	0.40
7	0.40	0.60	0.91	0.60	0.40
8	0.47	0.60	1.00	0.60	0.69
9	0.40	0.40	0.40	0.60	0.80
10	0.40	0.60	0.60	0.60	0.80
11	0.60	0.60	0.40	0.60	0.80
12	0.40	0.40	0.40	0.60	0.80
13	1.00	0.60	1.00	0.60	0.40
14	0.40	0.40	0.40	0.60	1.00
15	0.40	0.40	0.40	0.60	0.86
16	0.40	0.55	0.55	0.60	1.00
17	1.00	0.60	0.40	0.40	0.40
18	1.00	0.60	0.40	0.60	0.60
19	1.00	0.60	0.20	0.20	0.20
20	1.00	0.60	0.40	0.40	0.40
21	0.40	0.60	1.00	0.60	1.00
22	0.94	0.60	0.40	0.40	0.40
23	1.00	0.60	0.42	0.42	0.42

表 4 测试集输出(Dubois)

序号	0	2	4	6	8	序号	0	2	4	6	8
1	0.40	0.60	1.00	0.60	0.40	13	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	0.20	0.60	1.00	0.60	0.20	14	0.40	0.40	0.40	0.60	1.00
3	0.60	0.60	1.00	0.60	0.60	15	0.40	0.40	0.40	0.60	0.98
4	0.40	0.60	1.00	0.60	0.40	16	0.47	0.47	0.47	0.60	1.00
5	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	17	1.00	0.60	0.40	0.40	0.40
6	0.40	0.60	1.00	0.60	0.40	18	1.00	0.60	0.60	0.60	0.60
7	0.40	0.60	0.95	0.60	0.40	19	1.00	0.60	0.20	0.20	0.20
8	0.47	0.60	1.00	0.60	0.47	20	1.00	0.60	0.40	0.40	0.40
9	0.40	0.40	0.40	0.60	1.00	21	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
10	0.60	0.60	0.60	0.60	0.80	22	0.91	0.60	0.40	0.40	0.40
11	0.60	0.60	0.60	0.60	0.80	23	1.00	0.60	0.48	0.48	0.48
12	0.40	0.40	0.40	0.60	0.80						



## 6 结论及应用

本文首先讨论了假言推理的三段论形式,然后利用贴近度概念提出约束条件,在此基础上证明了假言推理的映射关系为连续映射,为此构造神经网络来实现.实验证明该模型适用于假言推理.

本文提出的神经网络方法可应用到模糊知识处理中.从某一专业领域的知识中,我们可以抽取许多规则,然后经过处理可以形成本文提出的神经网络系统,并可将该系统应用到该领域进行相似条件的推理.

## 参 考 文 献

- [1] Liya Ding, Zuliang Shen. Neural Network Implementation of Fuzzy Inference for Approximate Case-Based Reasoning. Neural and Fuzzy System. Washington, SPIE Optical Engineering Press, 28—56
- [2] 汪培庄. 模糊集合论及其应用. 上海: 上海科技出版社, 1983
- [3] Nakanishi H., Turksen I. B. and Sugeno M.. A Review and Comparison of Six Reasoning Methods. Fuzzy Sets and System, 1993, 57(3): 257—294
- [4] Blanco, A. and Delgado, M.. A Direct Fuzzy Inference Proceeding by Neural Networks. Fuzzy Sets and System, 1993, 58(2): 133—141
- [5] 李洪兴, 汪群, 段钦治, 雷家雄. 工程模糊数学方法及应用. 天津: 天津科学技术出版社, 1993
- [6] 何新贵. 模糊知识处理的理论与技术. 北京: 国防工业出版社, 1994
- [7] 邹开其, 徐杨. 模糊系统与专家系统. 四川峨嵋: 西南交通大学出版社, 1989
- [8] 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算原理、应用. 四川峨嵋: 西南交通大学出版社, 1991
- [9] 郑君里, 杨行俊. 人工神经网络. 北京: 高等教育出版社, 1992

## Fuzzy Likelihood Rule Based Reasoning

FANG yudong and YU yinglin

(The research Institute of Radio and Automation, South China University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

**Abstract:** In this paper, the functional mapping was used for analyzing the likelihood inferences of syllogism. The continuous type of mapping relationship was identified by combining with empirical constraint of likelihood inferences. A three-layer forward feedback neural network with a decision layer was used for realizing a fuzzy likelihood decision. The generated approximate rules based the major premise was used as training samples. Finally the effects of this proposed algorithm was verified by simulation results.

**Key words:** neural network; fuzzy logic; likelihood inference; knowledge processing

### 本文作者简介

**房育栋** 1970年生. 1989年本科毕业于西安交通大学信息与控制工程系. 1991年入华南理工大学无线电所读硕士学位. 1993年转读五年制博士. 致力于图象处理、子波变换、神经网络和模糊系统等方面研究.

**余英林** 1932年生. 1953年毕业于华南工学院. 1961年12月中科院电子所副博士研究生毕业. 现在华南理工大学无线电所工作, 博士生导师. 从事图象处理、模式识别、神经网络方面研究. 在国内外发表论文数十篇.