人工智能　动态模糊逻辑　学习模型

73-74

计算机科学 1996 Vol. 23 №. 3

基于动态模糊逻辑的一种学习模型*)

TP18

李凡长　刘贵全　蔡庆生

（中国科学技术大学计算机科学技术系　合肥230027）

摘　要　This paper gives the definition of Fuzzy Graph. Bsed on the Fuzzy Graph and Dynamic Fuzzy Logic, a learning model is established.

关键词　Fuzzy graph, Dynamic fuzzy logic.

机器学习是人工智能的重要组成部分，可以说人工智能的进一步发展与机器学习的进展是不可分的。要使计算机具有智能，最关键的一点就是要使其具有学习的能力。本文以动态模糊集为基础得到了一个新的学习模型。

1　F-图的基本概念

定义1　设 $G=(V,E)$ 普通图，$\sigma.V\to[0,1]$，$\mu:E\to[0,1]$ 满足 $\mu(e)\leqslant\delta(x)<\delta(y)$，其中 $e=xy$，则称 $\underline{G}=(G,\sigma,\mu)$ 为 F-图。若 G 是简单图，则称 $\underline{G}$ 为 F-简单图；若 G 是有向图，则称 $\underline{G}$ 为 F-有向图。

定理1　设 $G=(V,E)$ 普通图，$\sigma.V\to[0,1]$，$\mu:E\to[0,1]$，$\underline{G}=(G,\sigma,\mu)$ 为 F-图的充要条件是：$\forall\ \lambda\in[0,1]$，$(\sigma_\lambda,\mu_\lambda)$ 是图 G 的子图。其中 $\sigma_\lambda=\{x|\sigma(x)\geqslant\lambda\}$，$\mu_\lambda=\{e|\mu(e)\geqslant\lambda\}$。

证明：若 $\underline{G}$ 是 F-图，$\forall\ e=xy\in\mu_\lambda$，有：$\lambda\leqslant\mu(e)\leqslant\sigma(x)\wedge\sigma(y)$，从而 $x\in\sigma_\lambda$，$y\in\sigma_\lambda$ 即 $(\sigma_\lambda,\mu_\lambda)$ 是 G 的子图。

反之，若 $\forall\ \lambda\in[0,1]$，$(\sigma_\lambda,\mu_\lambda)$ 是 G 的子图，则 $\forall\ e\in E$，$(\sigma_{\mu(e)},\mu_{\mu(e)})$ 是 G 的子图。由于 $e=xy\in\mu_{\mu(e)}$，则 $\mu(e)\leqslant\sigma(x)\wedge\sigma(y)$ 故 $\underline{G}$ 为 F-图。　□

定义2　设 $\underline{G}$ 是 F-图，$0\leqslant\lambda\leqslant1$，则 $G_\lambda=(\sigma_\lambda,\mu_\lambda)$ 称为 $\underline{G}$ 的 λ 割图。

定义3　$\underline{G}'=(G',\sigma',\mu')$ 称为 $\underline{G}=(G,\sigma,\mu)$ 的 F-子图，若 G' 是 G 的子图，且 $\delta'\subset\delta$，$\mu'\subset\mu$。

设 $\underline{G}_1=(G_1,\sigma_1,\mu_1)$，$\underline{G}_2=(G_2,\sigma_2,\mu_2)$ 是 $\underline{G}$ 的 F 子图，则 $\underline{G}1$ 和 $\underline{G}2$ 的交图为：$\underline{G}_1\cap\underline{G}_2=(G_1\cap G_2,\sigma_1\cap\sigma_2,\mu_1\cap\mu_2)$。

其中：

$G_1\cap G_2=(V_1\cap V_2,E\cap E_2)$；$(\sigma_1\cap\sigma_2)(x)=\sigma_1(x)\wedge\sigma_2(x)$；$(u_1\cap u_2)(e)=\mu_1(e)\wedge\mu_2(e)$。

$\underline{G}1$ 和 $\underline{G}2$ 的并图：$\underline{G}_1\cup\underline{G}_2=(G_1\vee G_2,\sigma_1\cup\sigma_2,\mu_1\cup\mu_2)$，其中：

$$G_1\cup G_2=(V_1\cup V_2,E_1\cup E_2)$$

$$(\sigma_1\cup\sigma_2)(x)=\begin{cases}\sigma_1(x)\cup\sigma_2(x) & x_1\in V_1\cap V_2\\ \sigma_1(x) & x\in V_1-V_2\\ \sigma_2(x) & x\in V_2-V_1\end{cases}$$

$$(\mu_1\cup\mu_2)(e)=\begin{cases}\mu_1(e)\cup\mu_2(e) & e\in E_1\cap E_2\\ \mu_1(e) & e\in E_1-E_2\\ \mu_2(e) & e\in E_2-E_1\end{cases}$$

定理2　设 $\underline{G}1$ 和 $\underline{G}2$ 是 $\underline{G}$ 的 F-子图，则 $\forall\ \lambda\in[0,1]$，有关系：$(\underline{G}_1\cap\underline{G}_2)_\lambda=(\underline{G}_1)_\lambda\cap(\underline{G}_2)_\lambda$；$(\underline{G}_1\cup\underline{G}_2)_\lambda=(\underline{G}_1)_\lambda\cup(\underline{G}_2)_\lambda$

证明：由于 $x\in(\sigma_1\cap\sigma_2)_\lambda\Leftrightarrow\sigma_1(x)\wedge\sigma_2(x)\geqslant\lambda\Leftrightarrow x\ (\sigma_1)_\lambda$，$x\in(\sigma_2)_\lambda\Leftrightarrow x\in(\sigma_1)_\lambda\cap(\sigma_2)\lambda$；同理：$e\in(\mu_1\cap\mu_2)_\lambda\Leftrightarrow e\in(\mu_1)_\lambda\cap(\mu_2)_\lambda$，则得交图 λ 割图的性质。对于并图类似可证明。证毕。　□

定理3　对于 F-图 $\underline{G}$ 有：$\underline{G}=\bigcup\limits_{\lambda\in A}\lambda G_\lambda$。其中：

$A=\{\sigma(x):x\in V\}\cup\{\mu(e),e\in E\}$

$\lambda G_\lambda=(G_\lambda;\lambda\sigma_\lambda(x),\lambda\mu_\lambda(x))$

$\sigma_\lambda(x)$，$\mu_\lambda(x)$ 为 σ_λ，μ_λ 的特征函数。

证明：首先 $\bigcup\limits_{\lambda\in A}\lambda G_\lambda=(\bigcup\limits_{\lambda\in A}\lambda G_\lambda;\bigcup\limits_{\lambda\in A}\lambda\sigma_\lambda;\bigcup\limits_{\lambda\in A}\lambda\mu_\lambda)$。由于 A 是不含0的有限集，则 A 中有最小数 λ，且 $\underline{G}=G_\lambda$，因 $\lambda\geqslant\lambda_0$ 时，$G_{\lambda0}\subset G_\lambda$。于是：

$$\bigcup_{\lambda\in A}G_\lambda=G_{\lambda0}=\underline{G}$$

$$(\bigcup_{\lambda\in A}\lambda\sigma_\lambda)(x)=\bigvee_{\lambda\in\sigma_\lambda}\lambda\sigma_\lambda=\bigvee_{a\leqslant\sigma(x)}\lambda\sigma_\lambda=\sigma(x)$$

$$(\bigcup_{\lambda\in A}\lambda\mu_\lambda)(e)=\bigvee_{\lambda\in\sigma\mu_\lambda}\lambda\mu_\lambda=\bigvee_{a\leqslant\mu(e)}\lambda\mu_\lambda=\mu(e)$$

证毕。　□

2　基于动态模糊逻辑（DFL）的一种学习模型

动态模糊逻辑（DFL）是在模糊逻辑的基础上提出来的，它以动态模糊集为基础；动态模糊集，简单地说就是模糊集和变化趋势的结合；形式描述如

*）本文的研究得到国家自然科学基金及国家863计划的资助。李凡长　硕士，研究方向为：人工智能、动态模糊系统。刘贵全　硕士，研究方向为：人工智能。蔡庆生　教授，博士生导师，研究方向为：人工智能、思维科学、生命科学。

下：

定义4 设论域 U 为普通集，U 上的动态模糊子集定义为：$A: U \mapsto [0,1] \times \{\leftarrow, \rightarrow\}$。

在不至引起混淆的情况下可用$\overleftarrow{a}$或$\overrightarrow{a}$($a \in [0,1]$)表示。

关于 DFL 的更详细探讨，请参阅文[4]。

上节给出了 F-图的基本概念，本节将借助 DFL 这个有力工具，把 F-图作适当的修改，即点和边均用 DFL 中的 DFL 公式来表示，这样一个 F-图就完全变成了含有 DFL 公式的图。

例 F-图 G 的论域为，$U = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}$ 其中 F-矩阵 B 为：

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0.3 & 0.2 & 0.8 \\ 0.3 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0.2 & 0 & 0.3 & 0.7 \\ 0.8 & 0.5 & 0.7 & 0.7 \end{bmatrix}$$

F-结点集$\underline{V}$为：$\underline{V} = \{0.9/v_1, 0.9/v_2, 0.6/v_3, 0.7/v_4\}$

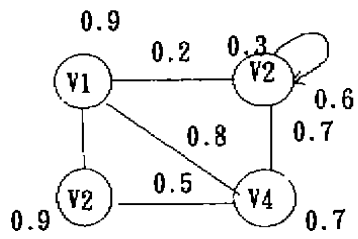
$\underline{G} = (V, \underline{E}, X)$

用 DFL 表示为(其中$(\overleftarrow{a}, \overrightarrow{a}) = \overleftarrow{a} \vee \overrightarrow{a}$)：

$\underline{V} = \{(0.\overleftarrow{9}, 0.\overrightarrow{9})v_1, (0.\overleftarrow{9}, 0.\overrightarrow{9})v_2, (0.\overleftarrow{6}, 0.\overrightarrow{6})v_3, (0.\overleftarrow{7}, 0.\overrightarrow{7})v_4\}$

$$\underline{B} = \begin{bmatrix} 0v_{(1,1)} & (0.\overleftarrow{3}, 0.\overrightarrow{3})v_{(1,2)} & (0.\overleftarrow{2}, 0.\overrightarrow{2})v_{(1,3)} & (0.\overleftarrow{8}, 0.\overrightarrow{8})v_{(1,4)} \\ (0.\overleftarrow{3}, 0.\overrightarrow{3})v_{(2,1)} & 0v_{(2,2)} & 0v_{(2,3)} & (0.\overleftarrow{5}, 0.\overrightarrow{5})v_{(2,4)} \\ (0.\overleftarrow{2}, 0.\overrightarrow{2})v_{(3,1)} & 0v_{(3,2)} & (0.\overleftarrow{3}, 0.\overrightarrow{3})v_{(3,3)} & (0.\overleftarrow{7}, 0.\overrightarrow{7})v_{(3,4)} \\ (0.\overleftarrow{8}, 0.\overrightarrow{8})v_{(4,1)} & (0.\overleftarrow{5}, 0.\overrightarrow{5})v_{(4,2)} & (0.\overleftarrow{7}, 0.\overrightarrow{7})v_{(4,3)} & 0v_{(4,4)} \end{bmatrix}$$

若把上例子变成有向图：



用 DFL 表示：

$\underline{V} = \{0.9v_1, 0.9v_2, 0.6v_3, 0.72v_4\}$

$\underline{E} = \{0.\overrightarrow{2}(v_1, v_3), 0.\overrightarrow{9}(v_1, v_2), 0.\overrightarrow{8}(v_1, v_4), 0.\overrightarrow{7}(v_3, v_4), 0.\overrightarrow{5}(v_2, v_4), 0.\overrightarrow{3}(v_3, v_3) \text{or } 0.\overrightarrow{3}(v_2, v_3)\}$

从图中可以看出有 7 个环，即 $\{V_1V_2V_4V_1, V_1V_4V_3V_1, V_2V_4V_1V_2, V_2V_4V_1V_3, V_4V_1V_3V_4, V_3V_3, V_4V_1V_2V_4\}$

现以 $V_1V_2V_4V_1$ 为例来分析。在该环中，若要考虑：

$$0.9V_1 \wedge 0.9V_2 \wedge 0.7V_4 \tag{1}$$

$$0.9V_1 \vee 0.9V_2 \vee 0.7V_4 \tag{2}$$

$$0(V_1, V_2) \wedge 0.\overrightarrow{5}(V_2, V_4) \wedge 0.\overrightarrow{8}(V_4, V_1) \tag{3}$$

$$0(V_1, V_2) \vee 0.\overrightarrow{5}(V_2, V_4) \vee 0.\overrightarrow{8}(V_4, V_1) \tag{4}$$

这几种情况，则不管那个式中的项发生变化都会引起结果的变化。

更一般地，在一个有向环中，若 F 点和 E 边有如下 DFL 表达式：

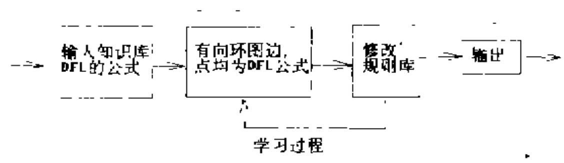
$$\lambda_1 V_1 \wedge \lambda_2 V_2 \wedge \cdots \wedge \lambda_n V_n \longrightarrow \lambda_1' V_1' \wedge \lambda_2' V_2' \wedge \cdots \lambda_n' V_n' \tag{5}$$

$$\lambda_1 V_1 \vee \lambda_2 V_2 \vee \cdots \vee \lambda_n V_n \longrightarrow \lambda_1' V_1' \vee \lambda_2' V_2' \vee \cdots \vee \lambda_n' V_n' \tag{6}$$

$$(u_1, u_1)(V_1, V_1) \wedge \cdots \wedge (u_n, u_n)(V_1, V_n) \longrightarrow (u_1', u_1')(V_1', V_1') \wedge \cdots \wedge (u_n', u_n')(V_1', V_n') \tag{7}$$

$$(u_1, u_1)(V_1, V_1) \vee \cdots \vee (u_n, u_n)(V_1, V_n) \longrightarrow (u_1', u_1')(V_1', V_1') \vee \cdots \vee (u_n', u_n')(V_1', V_n') \tag{8}$$

在这些 DFL 公式中，只要前面的每一项发生变化，就会引起结果的变化，则视这种过程有学习行为。因此可得该学习模型的结构如下图：



该学习模型由四部分组成：(1)输入知识库：该库中存储的知识均是 DFL 公式形式表示。(2)有向环图：此图的点及边均为 DFL 公式。(3)修改规则库存：这是促进学习的中间环节，只要修改了输入的 DFL 的项，则可以激活中间的环节，达到学习的目的。(4)输出：这就是输出学习后的结果。

本文给出了基于 DFL 和 F-图的一个学习模型，但无论是动态模糊逻辑还是机器学习都是极其复杂的，因此本文是一个新的尝试。

参 考 文 献

[1]Zadeh, L. A. , Fuzzy Sets, Inf. Control. 8, 1965

[2]Zadeh, L. A. , Fuzzy Logic, 1974

[3]刘应明等，《模糊数学》，上海教育出版社，1987

[4]李凡长，一种动态模糊逻辑及其应用的研究，中国科技大学硕士论文，1995

[5]蔡庆生，一种机器学习发现系统，《北京理工大学学报》，Vol. 10 No. 82, 1990