

一种新的模糊 Petri 网推理机制

傅卓军¹, 黄 璜¹, 李 洋²

(1. 湖南农业大学信息科学技术学院, 长沙 410128; 2. 湖南对外经济贸易职业学院, 长沙 410015)

摘 要: 针对模糊 Petri 网(FPN)建立过程中模糊产生式规则各项参数的确定问题, 通过引入一种新的 FPN 推理机制, 利用虚库所和虚变迁构建分层 FPN 模型。该方法的实现不依赖经验数据, 对初始输入无严格要求。仿真实例结果表明, 利用该推理机制对非训练样本中的输入数据进行模糊推理, 所得的 FPN 模型具有较强的泛化和自适应能力。

关键词: 模糊 Petri 网; 产生式规则; 模糊推理; 虚库所; 虚变迁

New Reasoning Mechanism of Fuzzy Petri Net

FU Zhuo-jun¹, HUANG Huang¹, LI Yang²

(1. College of Information Science and Technology, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China;

2. Hunan Foreign Economic Relations & Trade College, Changsha 410015, China)

【Abstract】 Aiming at the problem of determining all parameters of fuzzy production rules in building a Fuzzy Petri Net(FPN), by introducing a new FPN reasoning mechanism, this paper uses virtual places and virtual transitions to construct layered FPN model. Its realization does not depend on experiential data, and the requirements for primary input are not critical. Simulation experimental result shows that for the input data that do not include training samples, the reasoning mechanism possesses strong generalizing capability and self-adjustion.

【Key words】 Fuzzy Petri Net(FPN); production rule; fuzzy reasoning; virtual place; virtual transition

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.068

1 概述

模糊 Petri 网(Fuzzy Petri Net, FPN)是基于模糊产生式规则的知识库系统的良好建模工具, 但自学习能力差是模糊系统的一个缺陷。模糊产生式规则中的一些参数例如权值、阈值、确信度的确定在很大程度上依赖于人的经验, 难以精确获得, 这限制了模糊 Petri 网的知识推理和泛化能力^[1]。本文重点研究如何把神经网络的学习功能融入模糊 Petri 网, 使模糊 Petri 网经过一批样本的学习和训练后, 一方面具有一定的泛化功能, 另一方面摆脱构建 FPN 模型时产生式规则参数对经验的依赖, 从而更符合实际系统情况。国内外对其的研究都有一定的局限性。例如, 文献[2]提出的有阈值学习能力的 FPN、文献[3]研究的较严格条件下 FPN 的权值学习问题、文献[4]讨论的无阈值条件下权值和确信度的推理机制都有较严格的限制条件或适用范围。文献[5]提出将人工鱼群算法引入 FPN 的置信度寻优过程中, 不依赖于经验数据, 对初始输入无严格要求。文献[1]中基于反向传播网络的模糊 Petri 网所采用的推理模型可使训练后的网络具有泛化功能, 提高了模糊 Petri 网的学习能力, 但其所获结果的正确率有待提高, 并且需要对初始输入做不断调整, 初始参数也有一定的选择性。本文在其基础上加以推广, 首先扩大了原 FPN 模型或规则的适用范围, 使各变迁拥有独立的确信度和阈值, 其次提出一种利用虚库所和虚变迁构建分层 FPN 的推理机制。

2 模糊 Petri 网及其推理函数

2.1 模糊 Petri 网

模糊 Petri 网被定义为一个八元组^[1,6], 包括库所、变迁、确信度、阈值、权值 5 个部分。

定义 1 $FPN = \{P, T, I, O, M, \lambda, W, U\}$, 其中, $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为库所的有限集合; $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 为变迁的有限集合; $I: T \rightarrow P$

是输入函数, 反映变迁到库所输入映射关系; $O: T \rightarrow P$ 是输出函数, 反映变迁到库所输出映射关系; $M: P \rightarrow [0, 1]$ 是一个映射, 每个库所结点 $p_i \in P (i=1, 2, \dots, n)$ 有一个标记值 $M(p_i)$; $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$, λ_j 为变迁 $t_j (j=1, 2, \dots, m)$ 的阈值; $W = \{w_1, w_2, \dots, w_q\}$ 是规则的权值集合, 反映规则中前提条件对结论的支持程度; $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)$, u_j 为变迁 $t_j (j=1, 2, \dots, m)$ 的确信度, $u_j \in [0, 1]$ 。

模糊产生式规则用以描述各命题之间的模糊关系, 若 R 是一个模糊产生式规则系统, $R = \{R_1, R_2, \dots, R_r\}$, 则 $R_k (k=1, 2, \dots, r)$ 的形式定义一般有如下 2 类:

定义 2(与规则) R_k : IF d_1 and d_2 and $\dots$ and d_n THEN d, u, λ , $w_1, w_2, \dots, w_n$, 其中, d_i 是前提命题; d 是结果命题; u 是规则确信度; λ 是规则阈值; w_i 是权值, 且 $\sum w_i = 1$, $0 < w_i < 1 (i=1, 2, \dots, n)$ 。相应的 FPN 模型如图 1 所示。

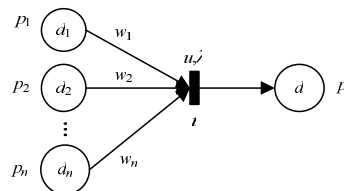


图 1 与规则的 FPN 模型

定义 3(或规则) R_k : IF d_1 or d_2 or $\dots$ or d_n THEN $d, u_1, u_2, \dots, u_n, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 其中, d_i 、 d 、 u_i 、 λ_i 的意义同上, $i=1, 2, \dots, n$, 但各

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2008AA10Z213); 湖南农业大学青年科学基金资助项目(06QN24)

作者简介: 傅卓军(1978—), 男, 讲师、硕士, 主研方向: Petri 网, 网络安全, 农业专家系统; 黄 璜, 教授、博士生导师; 李 洋, 讲师、硕士

收稿日期: 2010-12-01

E-mail: fuzhuojun@gmail.com

变迁输入弧上的权值为 1。相应的 FPN 模型如图 2 所示。

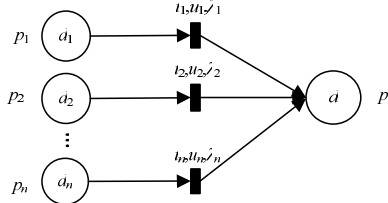


图 2 或规则的 FPN 模型

模糊产生式规则的激活通过变迁的点燃来实现。对于任意变迁 t 来说, 若其所有输入库所的标记值与相应输入弧上的权值之积的和大于等于变迁的阈值, 则变迁 t 是使能的, 定义如下:

定义 4^[7] 对 $\forall t \in T$, 若 $\forall p_{ij} \in I(t)$, $\sum_{j=1}^n M(p_{ij}) \times w_{ij} \geq \lambda(t)$, 则称变迁 t 是使能的。

使能后的变迁可以点燃。当变迁 t 点燃时, 进行模糊推理, t 的输入库所中标记值不变, 而向输出库所传送新的标记值 $u \times \sum_{j=1}^n M(p_{ij}) \times w_{ij}$ 。对与规则和或规则而言, 向输出库所传送标记值的结果不同。基于或规则计算传送到输出库所中标记值的方法如下:

定义 5^[8] 若库所 p 是多个变迁 $t_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的输出库所, 则 p 得到的标记值 $M(p)$ 是传送来的 n 个值中的最大的一个:

$$M(p) = \max(u_1 \times \sum_{j=1}^n M(p_{ij}) \times w_{ij}, u_2 \times \sum_{j=1}^n M(p_{2j}) \times w_{2j}, \dots, u_n \times \sum_{j=1}^n M(p_{nj}) \times w_{nj}), p_{ij} \in I(t_j)$$

为了把判断变迁是否使能的问题转化成一个连续函数自变量是否满足一定要求的问题, 并使模糊推理的结果是一个便于一阶求导的连续函数, 这里参照文献[3]中的一个 Sigmoid 函数建立变迁点燃连续函数和最大运算连续函数。

2.2 模糊推理函数

设 $y(x)$ 是一个 Sigmoid 型函数, b 是一个常量, $y(x)$ 的表达式为 $y(x) = 1/(1 + e^{-b(x-k)})$ 。当 b 足够大时: (1) 若 $x > k$, $e^{-b(x-k)} \approx 0$, 则 $y(x) \approx 1$; (2) 若 $x < k$, $e^{-b(x-k)} \rightarrow \infty$, 则 $y(x) \approx 0$ 。显然, 连续函数 $y(x)$ 的这种二值性可作为判断变迁是否使能的标志。

2.2.1 变迁点燃连续函数

在定义 4 中, 设 $x = \sum_{j=1}^n M(p_{ij}) \times w_{ij}$, $k = \lambda(t)$, 则 $y(x)$ 函数建立了变迁的使能判断: 当 b 足够大时, 由上面的分析可知: (1) 若 $x > k$, 则 $y(x) \approx 1$, 表示变迁 t 使能; (2) 若 $x < k$, $y(x) \approx 0$, 表示 t 没有使能。因此, 可以用 $y(x) \times u \times \sum_{j=1}^n M(p_{ij}) \times w_{ij}$ 来表示 t 是否点燃以及对库所输出的标记值。对于或规则, 同样可以建立以下最大运算连续函数。

2.2.2 最大运算连续函数

利用前面的 $y(x)$ 函数, 设 x_1, x_2, x_3 为 3 个变迁使能时的输出值, 当 b 足够大时, 显然下列推导过程成立:

$$\begin{aligned} g &= \max(x_1, x_2) \approx x_1 / (1 + e^{-b(x_1 - x_2)}) + x_2 / (1 + e^{-b(x_2 - x_1)}) \\ h &= \max(x_1, x_2, x_3) \approx \max(\max(x_1, x_2), x_3) = \max(g, x_3) = \\ &= g / (1 + e^{-b(g - x_3)}) + x_3 / (1 + e^{-b(x_3 - g)}) \end{aligned}$$

以此类推, 当有多个变迁使能时, 对应的输出库所 p 总可以得到一个连续的最大函数值。建立模糊推理函数后, 便可以构建 FPN 模型并进行相应的推理。

3 FPN 建模及其推理

本文针对一个具体的模糊 Petri 网模型来探讨参数优化

的问题。

3.1 FPN 模型实例

已知库所 $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8$ 各自对应一个专家系统中的有关命题 $d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8$, 它们之间存在如下的模糊产生式规则:

R_1 : IF d_1 THEN $d_2(u_2, \lambda_2)$

R_2 : IF d_1 or d_2 THEN $d_3(u_1, \lambda_1, u_3, \lambda_3)$

R_3 : IF d_3 and d_4 and d_5 THEN $d_6(w_1, w_2, w_3, u_4, \lambda_4)$

R_4 : IF d_6 and d_7 THEN $d_8(w_4, w_5, u_5, \lambda_5)$

按照上述规则, 可建立如图 3 所示的 FPN 模型, 其中, t_1 和 t_2 为第 1 层变迁; t_3, t_4 和 t_5 分别对应第 2、第 3 和第 4 层的变迁。由于 t_1 和 t_3 不在同一层, 但却对应同一输出库所 p_3 , 为使模型具有良好的层次关系, 以便在模糊推理的过程中逐层点燃变迁, 可在 t_1 与 p_3 之间引入一个虚库所 p_9 (用空心圆表示) 和虚变迁 t_6 (用空心矩形表示)^[1], 同时取消 t_1 直接指向 p_3 的输出弧, 改由 t_1 指向虚库所 p_9 。添加虚库所和虚变迁的 FPN 模型如图 4 所示。图中的层次关系为: t_1 和 t_2 为第 1 层变迁; t_3 和 t_6 为第 2 层变迁; t_4, t_5 仍对应第 3 和第 4 层变迁。虚库所和虚变迁在模型中只起中间过渡作用, 它们的增加不会影响规则库系统, 虚变迁对应的阈值为 0, 确信度为 1。

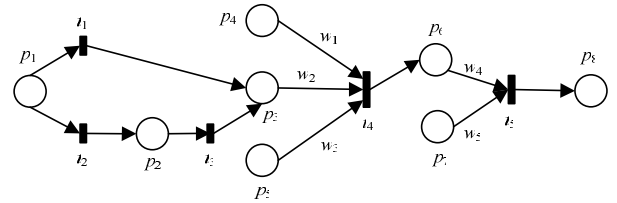


图 3 FPN 模型实例

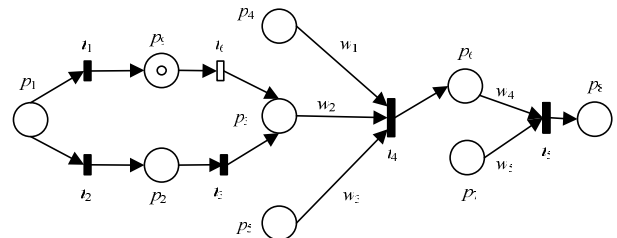


图 4 添加虚库所和虚变迁的 FPN 模型

3.2 模糊推理

运用前面建立的模糊推理函数和层次关系对模型逐层点燃, 其推理顺序为:

(1) 点燃第 1 层中的变迁 t_1 和 t_2 :

$$M(p_9) = M(p_1) \times u_1 / (1 + e^{-b(M(p_1) - \lambda_1)})$$

$$M(p_2) = M(p_1) \times u_2 / (1 + e^{-b(M(p_1) - \lambda_2)})$$

(2) 点燃第 2 层中的变迁 t_3 和 t_6 :

$$x_1 = M(p_9)$$

$$x_2 = M(p_2) \times u_3 / (1 + e^{-b(M(p_2) - \lambda_3)})$$

$$M(p_3) = \max(x_1, x_2) \approx x_1 / (1 + e^{-b(x_1 - x_2)}) + x_2 / (1 + e^{-b(x_2 - x_1)})$$

(3) 点燃第 3 层中的变迁 t_4 :

$$x_3 = M(p_4) \times w_1 + M(p_3) \times w_2 + M(p_5) \times w_3$$

$$M(p_6) = x_3 \times u_4 / (1 + e^{-b(x_3 - \lambda_4)})$$

(4) 点燃第 4 层中的变迁 t_5 :

$$x_4 = M(p_6) \times w_4 + M(p_7) \times w_5$$

$$M(p_8) = x_4 \times u_5 / (1 + e^{-b(x_4 - \lambda_5)})$$

确定 FPN 模型的推理过程后, 把期望参数和实际参数先

后代入模型, 对其进行模糊推理对比, 分析推理结果的精确度。

4 实验仿真

假设图4中 FPN 模型 15 个参数的期望值分别为: $w_1=0.2$, $w_2=0.5$, $w_3=0.3$, $w_4=0.4$, $w_5=0.6$, $u_1=0.7$, $u_2=0.9$, $u_3=0.6$, $u_4=0.8$, $u_5=0.7$, $\lambda_1=0.3$, $\lambda_2=0.4$, $\lambda_3=0.2$, $\lambda_4=0.5$, $\lambda_5=0.4$; 测量实际值为: $w_1=0.22$, $w_2=0.51$, $w_3=0.27$, $w_4=0.38$, $w_5=0.59$, $u_1=0.69$, $u_2=0.81$, $u_3=0.64$, $u_4=0.84$, $u_5=0.71$, $\lambda_1=0.28$, $\lambda_2=0.44$, $\lambda_3=0.30$, $\lambda_4=0.48$, $\lambda_5=0.42$; 推理函数中常量 $b=5\ 000$, 用来衡量参数精确度的均方误差和为: $M = N^{-1} \sum_{i=1}^N [P_i - P_i^*]^2$, M 越小, 精度越高, 其中, P_i 和 P_i^* 分别是第 i 个参数的实际值和期望值。将期望值和实际值先后代入模糊 Petri 网, 按上面建立的模糊推理机制对任取的 10 组非训练样本中的输入数据进行模糊推理, 推理结果如表 1 中的实际输出栏所示。它们反映了结果命题 $M(p_8)$ 的隶属度值, 输出端总平方误差的均值为 9.4681×10^{-4} , 结果较理想。

表 1 实验所得期望输出和实际输出

输入数据组号	期望输出	实际输出
1	0.652 400	0.685 034
2	0.590 800	0.620 175
3	0.876 400	0.904 015
4	1.103 200	1.143 881
5	0.989 520	1.045 914
6	0.409 192	0.411 359
7	2.223 200	2.244 070
8	0.471 184	0.475 376
9	0.756 560	0.791 225
10	1.612 800	1.629 620

5 结束语

FPN 是一种有高度并行处理能力的网络, 自学习能力差是其软肋。在 FPN 模型上使用本文设计的带虚库所和虚变迁

的分层模糊 Petri 网, 可使 FPN 具有与神经网络一样的推理和学习能力, 对建立在该推理机制上的模糊 Petri 网进行模糊推理, 所得结果的精度较高, 学习后的 FPN 既有较强的自适应能力又有一定的泛化功能。本文对模糊 Petri 网推理能力的研究不仅是构建 FPN 模型的基础, 而且提出的推理机制对模糊产生式规则系统的维护和更新具有较强的实用价值。

参考文献

- [1] 鲍培明. 基于 BP 网络的模糊 Petri 网的学习能力[J]. 计算机学报, 2004, 27(5): 696-702.
- [2] Looney C G. Fuzzy Petri Nets and Application[M]//Tzafestas S G. Fuzzy Reasoning in Information, Decision and Control System. [S. l.]: Kluwer Academic Publishers, 1994: 511-527.
- [3] Li Xiaou, Yu Wen, Lara R F. Dynamic Knowledge Inference and Learning Under Adaptive Fuzzy Petri Net Framework[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic: Application and Reviews, 2000, 30(4): 442-449.
- [4] Tsang E C C, Yeung D S, Lee J W T. Learning Capability in Fuzzy Petri Nets[C]//Proc. of 1999 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Tokyo, Japan: IEEE Press, 1999: 355-360.
- [5] 杨劲松, 凌培亮. 人工鱼群算法在 FPN 参数优化中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 169-170.
- [6] 何新贵. 模糊 Petri 网[J]. 计算机学报, 1994, 17(12): 946-950.
- [7] Li Xiaou, Lara R F. Adaptive Fuzzy Petri Nets for Dynamic Knowledge Representation and Inference[J]. Expert Systems with Applications, 2000, 19(3): 235-241.
- [8] Scarpelli H, Gomide F, Yager R. A Reasoning Algorithm for High-level Fuzzy Petri Nets[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1996, 4(3): 282-294.

编辑 张帆

(上接第 201 页)

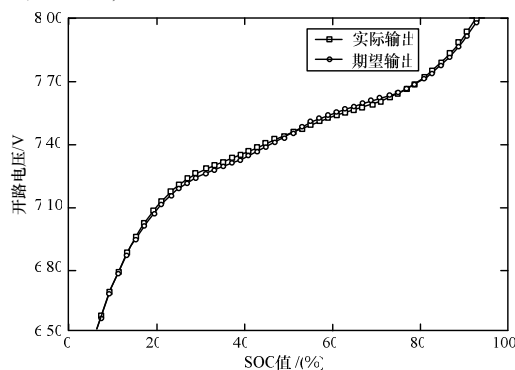


图 3 误差收敛后 CAMC 期望输出与实际输出对比

5 结束语

对于实时性要求较高的电池 SOC 的估计, CMAC 神经网络快速收敛的特性可以更快、更及时地对 SOC 作出准确估计, 更好地满足社会应用。同时, 从实验结果可以看出, CMAC 神经网络在收敛后的精度还与其他估计方法存在差距, 今后可以通过增加输入向量维数、增大权值存储空间的方法对其进行改进。

参考文献

- [1] Affanni A, Bellini A, Franceschini G, et al. Battery Choice and

Management for New Generation Electric Vehicle[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2005, 52(5): 1343-1349.

- [2] 邓超. 混合动力车用双极性镍氢电池及电池组管理系统的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
- [3] Cheng Bo, Bai Zhifeng, Cao Binggang. State of Charge Estimation Based on Evolutionary Neural Network[J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(10): 2788-2794.
- [4] Shen W X, Chan C C, Lo E W C, et al. Adaptive Neuro-fuzzy Modeling of Battery Residual Capacity for Electric Vehicles Industrial Electronics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002, 49(3): 677-684.
- [5] Singh P, Vinjamuri R, Wang Xiquan, et al. Fuzzy Logic Modeling of EIS Measurements on Lithium-ion Batteries[J]. Electrochimica Acta, 2006, 51(8/9): 1673-1679.
- [6] Singh P, Fennie C, Reisner J D. Fuzzy Logic Modeling of State of Charge and Available Capacity of Nickel/Metal Hydride Batteries[J]. Journal of Power Sources, 2004, 136(2): 322-333.
- [7] 王哲, 王希敏. 并行 DSP 系统消息传递路由算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(17): 241-243.

编辑 陆燕菲

