

一种新的 Petri 网模型 A New Model of Petri Net

周如旗
Zhou Ruqi

李广原
Li Guangyuan

冯嘉礼
Feng Jiali

(广东教育学院计算机科学
系 广州 510310)
(Dept. of Computer Sci.,
Guangdong Institute of
Education, Guangzhou,
510301)

(广西师范学院信息技术系
南宁 530001)
(Dept. of Info. Tech.,
Guangxi Teacher's College,
Nanning, 530001)

(上海海运学院计算机科学
与技术系 上海 200038)
(Dept. of Comp. Sci. and
Tech., Shanghai Maritime
Univ., Shanghai, 200038)

摘要 将感觉神经检测机制融合于 Petri 网中,提出了一种新的基于属性抽取与整合的感觉神经检测 Petri 网模型,使得 Petri 网更加适合于对神经思维的描述,提高了系统的智能行为。

关键词 感觉检测 神经网络 Petri 网

中图分类号 TP183

A

Abstract A new model of sensation neural Petri net, which is based on attributive abstraction and integration, is presented. The employ of sensation detection in Petri net makes Petri net more adapted to describe neural and intelligental action.

Key words sensation detection, neural networks, Petri net

Petri 网是一种系统的数学和图形的描述与分析工具。对于具有并发、异步、分布、并行、不确定性和(或)随机性的信息处理系统,都可以利用这种工具构造出要开发的 Petri 网模型,然后对其进行分析,即可得到有关系统结构和动态行为方面的信息,根据这些信息就可以对系统进行评价和改进。以非线性大规模并行分布处理为主流的人工神经网络系统,在学习、自适应、容错性、并行性等方面的显著优势,已有人将该技术用到 Petri 网中^[1]。

随着神经实验技术水平的提高,人脑思维与神经结构间的功能对应关系逐步被揭示。根据大量实验结果,文献[2]指出,事物属性的感觉映象是神经信息处理单元和事物记忆模式的基本构件,据此提出了一个基于属性抽取和整合的感觉神经检测模型^[3]。它能为空间频率分析器理论和特征抽取理论,以及为并行网络机制和串行符号机制提供一个统一的框架,并可看作是人工神经网络模型的一个属性语义推广。本文将感觉神经检测机制融合于 Petri 网中,给出了

一种新的基于属性抽取与整合的感觉神经检测 Petri 网定义,使它更具有一般意义的神经 Petri 网。

1 Petri 网的知识描述

Petri 网是由位置、变迁和连接位置与变迁间关系的有向弧所组成的一种有向图。以下给出 Petri 网的定义^[4]。

定义 1(静态结构) 一个基本 Petri 网 PN 定义为一个三元组:

$$PN = (P, T, F),$$

其中 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为有限位置集;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 为有限变迁集;

$F \subseteq (P \times T) \cup (T \times P)$ 为流关系(即有向弧集), $P \cap T = \emptyset, P \cup T \neq \emptyset$;

$\text{DOM}(F) \cup \text{COD}(F) = P \cup T, \text{DOM}(F) = \{x \mid \exists y: (y, x) \in F\}$,

$\text{COD}(F) = \{x \mid \exists y: (x, y) \in F\}$ 。

一般地,在 Petri 网的图形表示中,位置用圆圈“○”表示,变迁用直线段“|”表示,位置与变迁间的流关系则用有向弧来表示。为叙述方便,我们需定义位置或转移的前集和后集。

设 $x \in P \cup T$ 中的任一元素,令

$${}^*x = \{y \mid (y, x) \in F\},$$

$$x^* = \{y \mid (x, y) \in F\},$$

x 称为 x 的前集或输入集, x^ 称为 x 的后集或输出集。

定义 2(动态结构) 一个具有动态特征的 Petri 网可表示为六元组:

$$PN = (P, T; F, K, W, M_0),$$

其中 $(P, T; F)$ 含义同定义 1。 $K: P \rightarrow N^+ \cup \{\omega\}$ 是位置上的容量函数, $N^+ = \{1, 2, 3, \dots\}$, 若 $K(p) = \omega$, 表示位置 p 的容量为无穷; $W: F \rightarrow N^+$, 是弧集合上的权函数; $M: P \rightarrow N_0$, 是 Petri 网 Σ 的标识, M_0 为初始标识。 $N_0 = \{0, 1, 2, 3, \dots\}, \forall p \in P$, 必须满足 $M(p) \leq K(p)$ 。

Petri 网的动态行为是通过转移启动从而引起标识改变来体现的,下面是转移有效的条件和启动规则:

1) 转移 t 有效条件:若在标识 M 下, $\forall p_1, p_1 \in {}^*t \Rightarrow M(p_1) \geq W(p_1, t)$, 且 $\forall p_2, p_2 \in t^* \Rightarrow M(p_2) + W(t, p_2) \leq K(p_2)$, 此时称 t 在 M 下有效,记为 $M[t >]$ 。

2) 转移 t 启动的结果:若 t 在 M 下有效, t 就可以启动,启动后将 M 变成新标识 M' , 记为 $M[t > M']$, 并称 M' 为 M 的后继标识。对 $\forall p \in P$, 有

$$M'(p) = \begin{cases} M(p) - W(p, t), & \text{当 } p \in {}^*t - t^*, \\ M(p) + W(t, p), & \text{当 } p \in t^* - {}^*t, \\ M(p) - W(p, t) + W(t, p), & \text{当 } p \in {}^*t \cap t^*, \\ M(p), & \text{当 } p \notin {}^*t \cup t^*. \end{cases}$$

2 基于感觉神经检测模型的 Petri 网

设 $M(y)$ 为主体 y 的记忆集, $s_i(y) \in M(y)$ 是事物 x 的属性 $s_i(x)$ 的检测神经元(或感受器的类)。由于 $s_i(y)$ 对 $s_i(x)$ 进行的检测相当于从 x 的整体属性 $T(x)$ 中将 $s_i(x)$ 分解并抽取出来,故可表述为:

定义 3 设 $P_x = \{p_j(x) | j = 1, \dots, n\}$ 是 x 的属性集, $p(x) = \bigwedge p_j(x)$ 是 x 的 r ($r \leq n$) 个属性的整合, 其中, \bigwedge 为整合算子. 当 $r = n$ 时, 称 $T(x) = \bigwedge p_j(x)$ 为 x 的整体(综合)属性. 则感觉神经元 $s_i(y)$ 对 $T(x)$ 所作的属性检测是从 P_x 到 $M(y)$ 的映射 $s_i(y) : P_x \rightarrow M(y)$, 使得:

$$s_i(y)(T(x)) = s_i(y)\Delta T(x) = \begin{cases} s_i(x, y), & \text{当 } s_i(x) \text{ 是 } T(x) \text{ 单个属性时,} \\ -s_i(x, y), & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

成立. 其中 Δ 为抽取算子, $s_i(x, y) \in M(y)$ 为 $s_i(x)$ 在 $M(y)$ 中的感觉映象, 以上(1)式表示: 若 $T(x)$ 中包含 $s_i(y)$ 能检测的属性 $s_i(x)$, 则 $s_i(y)$ 将 $s_i(x)$ 从 $T(x)$ 中分解并抽取出来, 并将检测映象 $s_i(x, y)$ 存于 $M(y)$ 中; 否则, $s_i(y)$ 将告诉大脑: x 不具有属性 $s_i(x)$.

定义 4 设 $\eta_0(y)$ 和 $\eta_1(y)$ 是神经元 $s_i(y)$ 的感觉阈限的下、上限值, $\eta(s_i(x))$ 为属性 $s_i(x)$ 的输入强度, 则(1)式可改写为:

$$s_i(y)\Delta T(x) = \delta_i(\eta(s_i), \eta_0, \eta_1)s_i(x, y) \quad (2)$$

$$\text{其中, } \delta_i(\eta(s_i), \eta_0, \eta_1) = \begin{cases} 1, & \text{当 } \eta(s_i) \geq \eta_1, \\ \theta(\eta(s_i)), & \text{当 } \eta_0 \leq \eta(s_i) \leq \eta_1, \\ -1, & \text{当 } \eta(s_i) < \eta_0. \end{cases}$$

上式表明: 若 $\eta(s_i(x))$ 大于 $\eta_0(y)$ 而小于 $\eta_1(y)$, 检测映象 $s_i(x, y)$ 输出强度为 $\theta(\eta(s_i))$.

定义 5 若 $\bigwedge \omega_j(\delta_j(y))s_j(x, y)$ 是某整合属性 $p(x)$ 的感觉映象, 即存在 $p(x) = \bigwedge s_j(x) \in p_x$, 使得

$$\begin{aligned} t_1(y) \cdot s(y)(p(x)) &= t_1(y) \cdot s(y)\Delta p(x) = t_1(y)(s_1(y)\Delta p(x), \dots, s_n(y)\Delta p(x)) \\ &= t_1(y)(\delta_{1s_1}(x, y), \dots, \delta_{ns_n}(x, y)) = \bigwedge \omega_j(\delta_j(y))s_j(x, y) = p(x, y) \end{aligned} \quad (3)$$

成立. 则称 $p(x, y)$ 是 $p(x)$ 的感觉映象, 并称 $f_{1p}(y) = t_1(y) \cdot s(y)$ 为(初级)感觉映射.

定义 6 设 $N(y) \subset M(y)$ 是主体 y 脑中的神经元集, 若存在 $N_p(y) \in N(y)$, 使得诸 $\delta_{s_j}(x, y)$ 是它的输入, 而感觉映象 $p(x, y)$ 是其输出, 即有:

$$N_p(y)(T(x)) = N_p(y)\Delta T(x) = \delta_p(y)p(x, y). \quad (4)$$

这里, $\delta_p(y)$ 是 $N_p(y)$ 的检测系数, 称 $N_p(y)$ 为整合属性 $p(x)$ 的检测神经元.

考虑到诸输入 $\delta_{s_j}(x, y)$ 之整合要与 $N_p(y)$ 的阈限 $\varepsilon(N_p(y))$ 作数值比较, 且 \sum 也是一种特殊的整合, 故将整合 \bigwedge 改为 \sum . 于是有:

$$\begin{aligned} f_{1p}(y)(T(x)) &= t_1(y)s(y)(T(x)) = t_1(y)(\delta_{1s_1}(x, y), \dots, \delta_{ns_n}(x, y)) \\ &= \sum \omega_j(\delta_j(y))s_j(x, y) - \varepsilon(N_p(y)) = \delta_p(y)p(x, y). \end{aligned} \quad (5)$$

(5)式与人工神经元模型是一致的, 并可看作是人工神经元模型的一个属性语义推广.

由以上定义, 给出感觉神经检测模型的 Petri 网

定义:

定义 7 基于感觉神经检测模型的 Petri 网定义为一个八元组(如图 1):

$$\text{SensationPetriNet} = \{P, T, F; M_0, G, O, S, B\},$$

其中, P 是一个属性位置结点的有限集合;

T 是一个属性转移(检测)结点的有限集合;

F 是 $P \times T$ 上的一个带标识的关系, 表示位置

结点到转移结点的连接情况和连接线上的额定输入量、输入强度计算函数 O 以及相应的连接强度, 是一个感觉抽取算法函数.

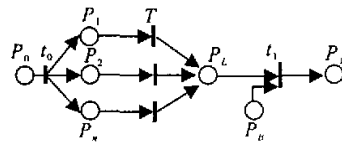


图 1 感觉神经 Petri 网

M_0 是定义在 P 上的一个取值于 $[1, \infty)$ 中实数的函数, 表示位置结点在运行开始时的初始标记状态,

G 是神经元的感受阈限函数, 表示转移结点的点火阈限;

O 是感觉映象的输出强度函数;

S 是感觉神经整合向量操作;

B 是 BP 神经网络的输入数据库。

系统开始工作 (t_0 被引发) 后, $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 中各得一个 token, 它们表示感觉属性经过感觉神经抽取算法, 检测映象出属性性质, 得到合成向量 $(s_1(x, y), s_2(x, y), \dots, s_n(x, y))$ 其抽取函数为: $s_i(y)(T(x)) = s_i(y)\Delta T(x)$, 在此进行初级整合, 整合算法为式子(4), 根据神经元的感受阈限 $\eta_0(y)$ 和 $\eta_1(y)$, 以及输出强度 $\theta(\eta(s_i))$, 决定是否点火, 如果规则 1 的条件满足, 转移结点被点火引发, P_L 得到诸感觉映象元的整合映射向量 $(\omega_{1j}(\delta_j(y))s_j(x, y), \omega_{2j}(\delta_j(y))s_j(x, y), \dots, \omega_{nj}(\delta_j(y))s_j(x, y))$, 再经过 S 感觉神经整合向量操作, 输出结果引发 t_1 , 启动神经网络工作, 即在输入层得一个输入向量 $x = (x_1, x_2, x_3 \dots)$, 网络依次向前算出隐层的输出 $x' = (x_1', x_2', \dots)$ 和网络输出 $y = \delta_p(y)p(x, y)$ 。

3 结束语

通过将属性抽取与整合的感觉神经检测机制融合于 Petri 网中, 形成一种新的神经 Petri 网模型, 使得 Petri 网更加适合于对神经思维的描述, 增强了系统的自学习能力和对外界环境的适应能力, 并具有了更强的智能行为。

参考文献

- 1 Hanna M M, Buck A, Smith R. Fuzzy Petri nets with neural networks to model products quality from a CNC-millings machining centre. IEEE Trans on SMC-Part A, 1996, 26(5): 638~645.
- 2 冯嘉礼. 思维与智能科学中的性质论方法. 北京: 北京原子能出版社, 1990.
- 3 冯嘉礼等. 基于属性抽取和整合的感觉神经检测模型. 计算机研究与发展, 1997, (7): 481~486.
- 4 杨文龙等. 软件工程. 北京: 电子工业出版社, 1997. 234~237.
- 5 何新贵. 模糊 Petri 网. 计算机学报, 1994, (12): 946~950.
- 6 李赣湘等. 多传感器信息融合的模糊神经 Petri 网模型. 兵工学报, 1998, (3): 239~241.

(责任编辑: 黎贞崇)