

基于粗糙规则的脉冲神经膜系统计算能力的研究

罗云芳¹ 唐承娥¹ 韦 军²

1 广西职业技术学院机电与信息工程学院 南宁 530226

2 广西壮族自治区招生考试院 南宁 530021

(123377307@qq.com)

摘要 脉冲神经膜系统是受到神经生物系统中神经元相互协作处理脉冲过程的启发而提出的一种新的计算模型。为了更进一步反映生物系统随机性的特点,文中首先提出一种新脉冲神经系统——粗糙规则脉冲神经膜系统,用上下近似概念来确立神经元的激活条件;然后证明了改进后脉冲神经膜系统的计算完备性;最后研究系统产生自动化语言能力来说明其具有很强的计算能力。

关键词: 脉冲神经; 粗糙规则; 自动化语言; 计算能力

中图法分类号 TP183

Computing Ability of Spiking Neural P System Based on Rough Rules

LUO Yun-fang¹, TANG Cheng-e¹ and WEI Jun²

1 College of Electromechanical and Information Engineering, Guangxi Vocational and Technical College, Nanning 530226, China

2 Guangxi Zhuang Autonomous Region Admission Examination Institute, Nanning 530021, China

Abstract Spiking neural P system inspired neurons cooperation processing pulse process in biological systems and proposed new calculation model. In order to further reflect the randomness of biological system, this paper proposed a new neuronal activation system, rough rule based spiking neural P system, which uses the concept of upper and lower approximations to establish the activation conditions of neurons. Then, the computing completeness of the improved spiking neural P system was proved. Finally, the ability of the system to generate automatic language was studied to illustrate its computing ability. The result shows that the improved spiking neural P system has strong computing ability.

Keywords Spiking neural, Rough rule, Automatic language, Computing ability

1 引言

1998年,罗马尼亚院士Păun首次提出膜计算(也称膜系统)^[1],是一种从细胞的结构和细胞内生化反应等机理提取的计算模型,是生物计算的一个重要分支。自膜计算被提出以来,一直受到国际各地学者的广泛关注和研究^[2-4],2003年其被美国科学信息所评为计算机科学领域发展最快的前沿领域之一。2006年,Ionescu等结合神经生物系统的脉冲现象,提出了一种新的膜系统^[5]——脉冲神经膜系统(Spike Neural P System, SN P)。脉冲神经膜系统由有向图表示,图中节点表示神经元,边表示突触。该系统中每个神经元中使用规则(激发规则)通过边(神经元之间的突触)发送脉冲。若使用遗忘规则,脉冲就从系统删除。因此脉冲可以创建,移除,但不会改变。通常,所有脉冲都被视为无差别的,用符号 a 表示。

脉冲神经膜系统在理论方面的研究主要有:系统的范式^[6-7]、识别数的能力^[8]、产生数或语言的能力^[9-11]、计算函数的能力^[8]、小通用性^[8,12]和计算有效性^[13-14]等。特别是在解决计算难问题方面,有大量的研究,并取得了许多成果^[2-4,7]。

此外,考虑不同的实际因素或生物背景,研究者还提出了一些特殊的脉冲神经膜系统模型。

除了理论方面的研究外,还有应用方面的研究:Sburlan等将脉冲神经膜系统应用到布尔电路^[15],Leporati等研究了用SN P系统构建CPU的方法^[16],Metta等研究脉冲神经膜系统与Petri网之间的联系^[17],Ceterchi等用脉冲神经膜系统构造了一个排序网络^[18],Reid等考虑将脉冲神经膜系统用于模糊推理^[19-21],Peng等将权学习算法引入脉冲神经膜系统,使其具有自适应性^[22]。使用模糊规则优化脉冲神经网络及电力故障预测^[23-24],提高预测能力。膜计算被广泛应用于图像处理领域^[25],以提高图像识别水平。由于脉冲神经网络来源于生物神经网络,Gutierrez-Naranjo等使用脉冲神经膜系统模拟Hebbian学习过程^[26],Ionescu等用脉冲神经膜系统模拟了人脑入睡和清醒的过程^[27]等。这些研究成果表明,脉冲神经膜系统具有较重要的应用价值,值得一步拓宽其应用领域。

在上述理论研究和应用研究文献中,通常定义激发条件为当神经元含有脉冲数目 k 满足: a^k 是正则表达式 E 表示的

本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:广西职业技术学院2018年科研课题(181102);2018年广西高校中青年教师基础能力提升项目(2018KY0951,2018KY0956)

This work was supported by the 2018 Research Project of Guangxi Vocational & Technical College(181102) and 2018 Guangxi College Young and Middle-aged Teachers' Basic Ability Improvement Project(2018KY0951,2018KY0956).

通信作者:唐承娥(735438514@qq.com)

语言 $L(E)$ 中的一个句子 ($a^k \in L(E)$), 且 $k \geq c$ 成立, 规则延时只规定在特定步骤反应。文献[13]提出利用正则表达式判断是否满足激活条件, 可能是一个 NP 难问题。因此, 为了解决这个问题, 本文提出粗糙规则的上下近似概念作为激活条件, 研究该脉冲神经膜系统的语言产生能力。

2 基本知识

本节简单介绍本文将要使用的一些定义和符号标记, 粗糙规则的上下近似定义(关于注册机以及形式语言理论的详细内容参见文献[28-31])。

如果 $V = \{a\}$ (此时, V 称为单字母集合), 则 $\{a\}^*$, $\{a\}^+$ 分别简记为 a^* , a^+ 。如果态射 $h: V^* \rightarrow V^*$ 满足对每个 $a \in V$ 有 $h(a) \in \{a, \lambda\}$, 则称它为投影。

文法由一个四元组 $G = (V, T, S, P)$ 构成, 其中 V 是非终结字母表, T 是终结字母表, $S \in N$ 是开始符号, P 是产生式的有限集合。

将递归可枚举语言族、上下文相关语言族、上下文无关语言族和正则语言族记为 RE, CS, CF 和 REG , 对应的语言长度集合分别记为 $NRE, NCS, NCF, NREG$ 。此外, 本文把有限语言族和线性语言族记为 FIN, LIN , 对应的语言长度集合分别记为 $NFIN, NLIN$ 。根据文献[31], 有下面关系成立:

$$FIN \subset REG \subset CF \subset CS \subset RE, NREG = NCF = NLIN \subset NCS \subset NRE$$

假设 U 是一个论域, X 是论域上的子集; A 是论域上属性有限集合, R 是 A 的子集, 那么 R 为 U 一个等价关系, 记为 U/R , 下面引入上近似和下近似概念^[32-33]:

$$\begin{aligned} R_-(X) &= \bigcup \{Y \in U/R; Y \subseteq X\} \\ R^-(X) &= \bigcup \{Y \in U/R; Y \cap X \neq \emptyset\} \\ BN_R(X) &= R^-(X) - R_-(X) \end{aligned}$$

其中, $R_-(X)$ 和 $R^-(X)$ 分别称为 X 的 R 下近似和上近似, $BN_R(X)$ 称为 X 的 R 边界。下近似是能够判断属于集合的元素组成集合, 上近似是判断可能属于集合的元素组成集合。

3 粗糙规则脉冲神经膜系统

为了更接近反应生物实际, 考虑改换规则 $E/a^c \rightarrow a^p; d$, 其中 E 是关于字母 a 的正则表达式, 因为在标准脉冲神经膜系统中, 神经元里的激活规则或者遗忘规则使用正则表达式最激活判定条件, 在文献[13]提出利用正则表达式判断是否满足激活条件, 可能是一个 NP 难问题。本节提供粗糙集的上下近似将其作为判断激活条件解决这个问题, 提出粗糙规则脉冲神经膜系统, 在此系统中, 只要脉冲数满足一定数目, 则每个神经规则属于下近似范围内即可激活, 否则不予激活。与标准脉冲神经膜系统要求当脉冲数目满足一定要求才能激活, 受正则表达式限制。本文简化激活条件, 拓宽条件, 更符合生物神经系统在一定范围内随机性生理机制。

根据脉冲数量来结合设计神经元, 根据第 2 节介绍的上下近似概念, 借鉴上下近似思想, 假设 U 论域是自然集 N (包括 0), 定义集合形式 $\Delta: \{t | s \leq t \leq S\}, 0 \leq s \leq S \leq \infty$, 也可以表示为 (s, S) , 那么脉冲数目属于 2 类: 当脉冲数目属于下近似集合范围 (s, S) , 满足激活条件; 若脉冲数目属于下近似集合 $N - (s, S)$, 则不满足激活条件, 不能使用神经元中的规则。

一个度为 $m \geq 1$ 的粗糙脉冲神经膜系统 (An SN P sys-

tem with rough set rules, SN PRS) 的结构如下:

$$\Pi_r; = (O, \sigma_1, \dots, \sigma_n, s_{syn}, out)$$

其中:

- (1) $O = \{a\}$ 是单字母 a 的集合 (a 表示脉冲信号)。
- (2) $\sigma_1, \dots, \sigma_n$ 是神经元, $\sigma_i = (n_i, R_i), 1 \leq i \leq m$, 其中,
 - 1) $n_i \geq 0$ 表示 σ_i 初始格局所包含脉冲的数目;
 - 2) R_i 是 σ_i 中所有规则组成的有限集合, 规则形式为:

(a) $(s, S)/a^c \rightarrow a^p, d$. (s, S) 属于下近似集合, 并且 $c \geq 1, p \geq 1, c \geq p$;

(b) $a^l \rightarrow \lambda, s \leq l \leq S$, 规则 (a) 的特定约束情形。

(3) $s_{syn} \in \{1, 2, \dots, m\} \times \{1, 2, \dots, m\}$ 表示突触 (synapse), 说明神经元之间的连接关系。规定 $(i, i) \notin s_{syn}, 1 \leq i \leq m$ 。

(4) out 表示输出系统的输出神经元。

注: (s, S) 表明神经元 σ_i 包含脉冲数 $t, t \in (s, S), t \geq p$ 且 $(s, S) \subseteq R_-(X), p \in (s, t]$, 即产生的脉冲数目, 此时就可以激发神经元中规则。

若有 $s = S$, 规则 $(s, S)/a^c \rightarrow a^p, d$, 可以简写为: $a^l \rightarrow a^p, d$, 表明当神经元恰好有 t 个脉冲就激活此规则, 消耗 t 个脉冲。

规则 $(s, S)/a^c \rightarrow a^p, d$ (激发规则) 使用方式如下: 如果一个神经元 σ_i 有 t 个脉冲, 其中 $t \in (s, S)$, 表明符合粗糙集上下近似理论, 表明脉冲数量在 s 与 S 之间时, 可以使用此规则, 若神经元 σ_i 在第 t 步使用 $(s, S)/a^c \rightarrow a^p; d, d \geq 1$ 这条规则后, 那么就从这个神经元移除 c 个脉冲, 此时留在神经元 σ_i 的数目 $S - c$ 与 $S - c$ 之间。 d 个单位时间后, 神经元将会产生 p 个新脉冲, 并马上向神经元发送 p 个脉冲, 要求是与 σ_i 有突触连接。此外, 在 σ_i 移除 c 个脉冲到产生 p 个新脉冲之间, 其在 $t, t+1, t+2, \dots, t+d-1$ 步, 神经元处于封闭状态, 不接收或者发送与之连接的神经元, 在 $t+d$ 步处于开放状态, 可以接收或发送脉冲。若无延迟 ($d=0$), 那么规则移除 c 个脉冲的同时, 并马上向神经元发送 p 个脉冲, 要求是与 σ_i 有突触连接。若几个规则能同时使用, 则随机选择一个规则。

规则 $(s, S)/a^l \rightarrow \lambda$ (遗忘规则) 使用方式如下: 若神经元 σ_i 有 l 个脉冲, $s \leq l \leq S$, 那么就可以从规则集合: $a^l \rightarrow \lambda$ 激活, 使用遗忘规则, 将消耗 l 个脉冲, 不产生新的脉冲。

约定: 当能同时使用激发规则和遗忘规则时, 比较 t 与 l 的值, 当 $t > l$ 时, 使用激发规则; 当 $t < l$ 时, 使用遗忘规则; 当 $t = l$ 时, 随机选择其中一个规则使用。

系统的定义与计算过程与标准脉冲神经膜系统相同, 具体参考文献[5-7]。下面定义计算结果:

系统 Π_r 作为数的产生装置, 定义 $N(\Pi_r)$ 为系统 Π_r 产生的数集: 脉冲串的前两个脉冲之间的距离。

系统 Π_r 作为数的语言产生装置时, 每次输出神经元向外输出 i 个脉冲, 记为 b_i ; 若没有向外输出脉冲, 记为 b_0 。 b_0 可以有 2 种解释: b_0 看作一个字符, 称为受限情况, 记为 res , 由系统 Π_r 产生语言, 记 $L_{res}^{RS}(\Pi_r)$; 若看作一个空字符串, 也叫做非受限情况, 记为 λ , 由系统 Π_r 产生语言, 记 $L_{\lambda}^{RS}(\Pi_r)$ 。

用 $L_a SN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j), a \in \{res, \lambda\}$ 表示 Π_r 至多有 m 个神经元, 每个神经元至多有 k 条规则, 至多消耗 p 个脉冲和产生 q 个脉冲, 同时对于遗忘规则 $a^l \rightarrow \lambda$ 要求 $l \leq j$ 。若上面的参数无界就用 $*$ 代替。

由 Π_r 产生的数族集合用 $spikSN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j)$ 表示, 参数 m, k, p, q, j 如上所述。

4 粗糙规则脉冲神经膜系统的完备性

文献[5-6]证明了标准脉冲神经膜系统的完备性(computational completeness),主要通过模拟注册机来完成证明,本文借鉴该证明方法来证明粗糙规则脉冲神经膜系统。

定理 1 $spik_s SN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j) = NRE$

证明:只需要证明正向包含关系 $NRE \subseteq N_{gen}^{asyn} SNPA$ (standard),而反向包含关系,能根据从图灵——丘奇猜想得到。证明主要通过模拟注册机来刻画自然数集 NRE。证明过程主要是构造系统 Π_2 模拟注册机加法、减法以及停止(输出结果)指令。加法模块、减法模块及停止模块如图 1—图 3。

加法模块(见图 1)模拟加法指令 $l_i(ADD(r)l_j, l_k)$ 。

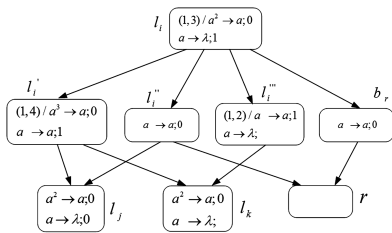


图 1 模拟加法指令 $l_i(ADD(r)l_j, l_k)$ 的加法模块

Fig. 1 Simulate addition instruction; addition module of

$$l_i(ADD(r)l_j, l_k)$$

假设初始状态只有神经元 σ_{l_i} 有 2 个脉冲及其与注册器 r 对应神经元 σ_r 有脉冲之外,其余神经元都没有脉冲。注册机开始执行指令 l_0 , 假定某时刻开始执行模拟加法指令 $l_i(ADD(r)l_j, l_k)$ 。神经元 σ_{l_i} 使用规则 $(1, 3)/a^2 \rightarrow a; 0$ 产生一个脉冲, 分别向神经元 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}, \sigma_{l_i^III}$ 和 σ_r 发送一个脉冲, 下一步根据随机选择神经元的规则来确定执行指令 l_j 还是指令 l_k 。若选择执行规则 $(1, 4)/a^3 \rightarrow a; 0$, 那么神经元接收来自神经元 $\sigma_{l_i^I}$ 和 $\sigma_{l_i^II}$ 的 2 个脉冲, 就可以激活 σ_{l_j} , 执行指令 l_j ; 同时, $\sigma_{l_i^III}$ 向 σ_r 发送一个脉冲, 那么注册器增加 2 个脉冲所表示的内容(另一个脉冲来自 σ_r), 此时 σ_{l_k} 接收来自 $\sigma_{l_i^III}$ 的一个脉冲, 规则: $a \rightarrow \lambda$; 消耗这个脉冲, 不能执行指令 l_k 。若在神经元执行规则: $a \rightarrow a; 1$, 那么等待一个单位时间才产生一个脉冲发送到 σ_{l_j} 和 σ_{l_k} , 此时 σ_{l_j} 先接收一个脉冲来自 $\sigma_{l_i^I}$ 消耗掉。下一步, σ_{l_k} 接收来自 $\sigma_{l_i^III}$ 和 $\sigma_{l_i^II}$ 两个脉冲, 从而能执行指令 l_k 。

根据上述描述, 构建加法模块能正确模拟加法指令, 模拟过程结束后, 神经元 σ_r 中的脉冲数增加了 2 个, 并且非确定性的开始模拟指令 l_j 或 l_k 。

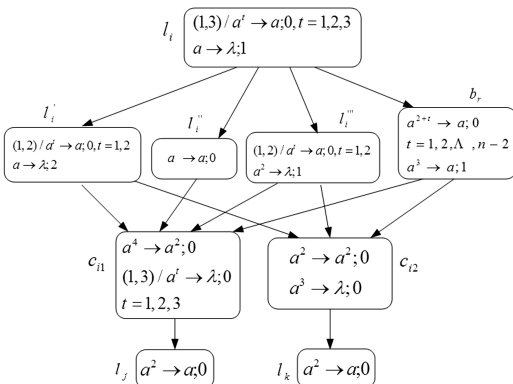


图 2 模拟减法指令: $l_i(SUB(r)l_j, l_k)$ 的减法模块

Fig. 2 Simulated subtraction instruction; Subtraction module of $l_i(SUB(r)l_j, l_k)$

减法模块(见图 2)模拟指令 $l_i(SUB(r)l_j, l_k)$ 。

假设初始状态只有神经元 σ_{l_i} 有 2 个脉冲及其与注册器 r 对应神经元 σ_r 有偶数个脉冲之外, 其余神经元都没有脉冲。假定系统从执行指令 l_0 某时刻开始模拟减法指令, 神经元 σ_{l_i} 分别向神经元 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}, \sigma_{l_i^III}$ 和 σ_r 发送一个脉冲, 下一步根据寄存器 r 是否非空来确定执行指令 l_j 还是指令 l_k 。

若寄存器 r 非空, 那么就有奇数个脉冲, 就可以执行规则: $a^{2+t} \rightarrow a; 0$, 产生一个脉冲, 神经元 $\sigma_{c_{i1}}$ 接收来自神经元 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}$ 和 σ_r 发送的 4 个脉冲, 就可以激活神经元 $\sigma_{c_{i1}}$ 中的规则: $a^4 \rightarrow a^2; 0$, 产生 2 个脉冲发送到神经元, 执行指令 l_j ; 同时, $\sigma_{c_{i2}}$ 接收来自 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}$ 和 σ_r 发送来的 3 个脉冲, 那么就能激活 $\sigma_{c_{i2}}$ 中规则: $a^3 \rightarrow \lambda; 0$, 消耗 3 个脉冲, 没有脉冲发送到神经元 σ_{l_k} , 就不能执行 l_k 。

若寄存器 r 为空, 说明此时寄存器 r 有 2 个脉冲, 当神经元 σ_{l_i} 分别向神经元 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}$ 和 σ_r 发送一个脉冲之后, 神经元 σ_r 接收一个脉冲之后, 要等下一步才能执行: $a^3 \rightarrow a; 1$, 神经元 $\sigma_{c_{i1}}$ 接收来自 3 个神经元 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}, \sigma_{l_i^III}$ 的 3 个脉冲后, 执行 $\sigma_{c_{i1}}$ 中的规则: $(1, 3)/a^t \rightarrow \lambda; 0$ 就消耗 3 个脉冲, 无脉冲传送到 σ_{l_j} , 就无法执行指令 l_j 。而神经元 $\sigma_{c_{i2}}$ 接收来自 $\sigma_{l_i^I}, \sigma_{l_i^II}, \sigma_{l_i^III}$ 就激活规则: $a^2 \rightarrow a^2; 0$, 产生一个脉冲发送到神经元 $\sigma_{c_{i2}}$, 就能执行指令 l_k 。

根据上面所述, 减法模块能正确模拟执行 $l_i(SUB(r)l_j, l_k)$: 系统从指令 l_0 出发, 若注册器非空, 那么注册器的内容减去 1, 并执行 l_j 指令; 若注册器为空, 则系统执行指令 l_k 。

此外, 用于模拟加法指令和减法指令的神经元之间无冲突。

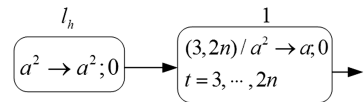


图 3 输出模块(输出计算结果)

Fig. 3 Output module (output calculation results)

假设计算停止, 这表明执行停止指令 $HALL$, 并输出结果, 注册器 1 的存储内容是 n 。从系统 Π_2 神经元 σ_{l_h} 接收 2 个脉冲并激活神经元中的规则, 发送一个脉冲到神经元 σ_1 。然后执行 σ_1 中规则: $(3, 2n)/a^2 \rightarrow a; 0$, 当还剩下 2 个脉冲时, 不能执行规则, 此时输出的内容是 n 。

通过以上构建 3 个模块模拟注册机的 3 个指令以及对它们工作的描述, 我们可以从中得出它们能正确模拟注册机指令。当计算停止时, 输出为 n , 因此有 $N(\Pi_r) = N(M)$ 。

根据上述的证明, 粗糙脉冲神经膜系统完备性得证。

5 粗糙脉冲神经膜系统的语言产生能力

对于任意给定语言 L , 在字母表 $L = (b_1, b_2, \dots, b_m), m \geq 1$ 上研究产生语言能力。另外, 假设 V 上任意给定语言 L , 当一个字符 b_0 能使用, 假定 $b_0 \notin V$ 。首先在受限情况下考虑语言的产生能力

(1) 刻画有限语言

定理 2 $L_a SN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j) = FIN, a \in \{res, \lambda\}$

证明: 先证 $L_a SN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j) \subseteq FIN$ 。假设粗糙脉冲神经膜系统 Π_r 初始状态神经脉冲数目

是给定的,与标准脉冲神经膜系统相比, Π_r 改变规则的激活条件,与标准脉冲神经膜系统类似;假定规则每次消耗若干个脉冲(无论是向系统外输出还是内部消耗),当系统没有脉冲时,计算停止,那么产生的语言串的长度是有限的。

再证明反包含关系 $L_aSN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j) \supseteq FIN$; 设 $L = \{x_1, \dots, x_n\}$ 有限语言,再令 $x_i = x_{i1} \dots x_{i r_i}$ 其中 $x_{ij} \in V, 1 \leq i \leq n; 1 \leq j \leq |x_i|$, 记 $\alpha_k = \sum_{i=1}^k |x_i|$, 其中 $1 \leq k \leq n$ 。对与 $x_{ij} \in V$, 定义 $(x_{ij}) = k$, 那么如果 $x_{ij} = b_k$, 假定基数 $(v) = s$ 。

粗糙规则脉冲神经膜系统产生 L 如图 4 所示。初始状态神经元 σ_1 包含 $n+2m$ 个脉冲, 计算从神经元 σ_1 开始, 在第 $t=1$ 步, 使用规则: $a^k \rightarrow a; d(d=0)$, 那么就向神经元 σ_2 发送 k_i 个脉冲, 其中 $1 \leq k_i \leq n$, 因此在神经元 σ_2 就可以使用规则: $(1, n+2m)/a^t \rightarrow a^{index(x_{ki})}$ 。通过这种方法, 系统随机选择产生字符串 x_{ki} , 同时系统使用这个规则向系统外输出 $index(x_{ki})$ 个脉冲(例如字符串第一个元素 x_k 产生)。

神经元在神经元 σ_1 仍有 $n+2m+1-k$ 个脉冲, 在第 $t=2$ 步, 继续使用 σ_1 中规则: $a^k \rightarrow a; d(d=1)$, 发送 $k_j (k_i \neq k_j)$ 个脉冲到神经元 σ_2 , 规则: $(1, n+2m)/a^t \rightarrow a^{index(x_{kj})}$ 被使用, 通过这种方法, 我们同样随机选择产生字符串 x_{kj} , 并输出 $index(x_{kj})$ 。总之, 在 $d=0, 1, \dots, m$ 每一步都能产生长度为 m 的字符串 L 的一个字符 x_k , 每一步神经元 σ_1 向神经元 σ_2 发送不同数量的脉冲, 产生字符串 L 的不同字符串, 这样整个字符串 L 就产生。

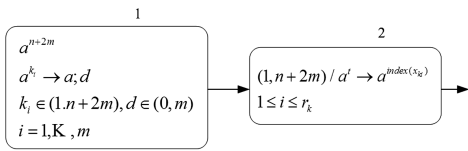


图 4 粗糙规则脉冲神经膜系统产生有限语言

Fig. 4 Rough regular impulse nerve membrane system produces finite language

在粗糙规则神经膜系统中, 若规则激活条件简化为有给定脉冲数目才能激活的规则, 就演变延展规则(不要求满足正则表达式)。则根据文献 [7] 的证明, 下面定理成立:

定理 3 $L_aSN^{RS} P_m (rule_k, cons_p, prod_q, forg_j) - FIN \neq \Phi, \alpha \in \{res, \lambda\}$

(2) 正则语言的描述

延展脉冲神经膜系统在通常使用规则以及穷举使用规则下都能描述正则语言^[34], 在粗糙脉冲神经膜系统中也可以能描述正则语言。

定理 4 若 $L \in V^*, L \in REG$, 则有 $L\{b_0\} \in L_aSN^{RS} P_3 (rule_*, cons_*, prod_*, forg_*)$

当 $L \in REG$ 时, 考虑一个四元组文法 $G = (N, T, S, P)$ 使得 $L \in L(G)$, 其中 $N = (A_1, A_2, \dots, A_n), n \geq 1, S = A_n, T = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}, m \geq 1, P$ 是产生式, 形式为: $A_i \rightarrow b_k A_j, A_i \rightarrow b_k, 1 \leq i, j \leq n, 1 \leq k \leq m$ 。

由粗糙规则脉冲神经膜系统产生的语言族 $\{b_0\}L$ 如图 5 所示(记此系统为 Π_3)

每一步, 神经元 σ_1 和 σ_2 发送 $n+m$ 个脉冲到神经元 σ_3 ,

假如 σ_2 接收来自 σ_3 的脉冲, 那么 σ_3 在第一步就激活规则: $(1, n+i+m)/a^{t-j} \rightarrow a^k$ (or $(1, n+i+m)/a^t \rightarrow a^k$), 对应于 P 的产生式 $A_i \rightarrow b_k A_j \in P$ (or $A_i \rightarrow b_k$), 产生 k 个脉冲 以及接收来自 σ_2 的 $n+m$ 个脉冲, 同时, σ_1 没有脉冲, 因此就产生字符 b_0 , 在第二步接收来自 σ_3 的脉冲, 就产生字符串的第一个字符。

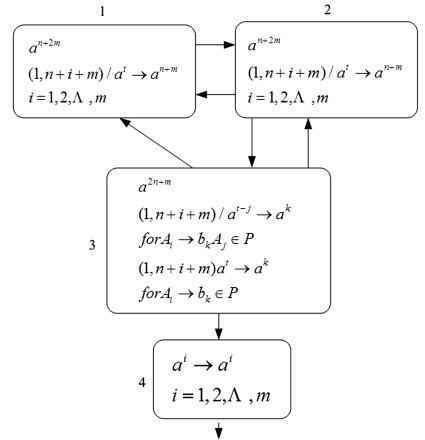


图 5 证明定理 4 的粗糙规则脉冲神经膜系统

Fig. 5 Proof of Theorem 4 Rough Regular Pulse Neural Membrane System

假设在第 t 步, 使用规则: $(1, n+i+m)/a^{t-j} \rightarrow a^k$ 对应 $A_i \rightarrow b_k A_j$, 或者: $(1, n+i+m)/a^t \rightarrow a^k$, 对应 $A_i \rightarrow b_k$, 其中 $1 \leq i \leq n, \sigma_3$ 接收到 σ_2 的 $n+m$ 个脉冲。

如果使用规则: $(1, n+i+m)/a^{t-j} \rightarrow a^k$, 就产生 k 个脉冲, 消耗 $n+i-j+m$ 个脉冲, σ_3 中仍有 j 个脉冲。第 $t+1$ 步, 在 σ_3 有 $n+j+m$ 个脉冲, 就可以使用规则 $A_i \rightarrow b_k A_j$ 或者 $A_i \rightarrow b_k$, 神经元 σ_3 同样也接收来自神经元 σ_2 的 $n+m$ 个脉冲。通过这种方法, 计算持续进行, 除非用规则: $(1, n+i+m)/a^t \rightarrow a^k$ 。

若使用规则: $(1, n+i+m)/a^t \rightarrow a^k$, 那么产生 k 个脉冲的同时, 消耗所用脉冲, 也接收来自 σ_3 的 $n+m$ 个脉冲。下一步, σ_3 接收到 $n+m$ 个脉冲, 没有规则使用, 此时无脉冲产生, 同时, σ_1 使用上一步来自 σ_3 的脉冲激活, 那么计算就停止。

根据上述描述, 就能产生字符串 $\{b_0\}L$ 。

上文的(1)和(2)是考虑受限的情况下, 研究系统产生语言能力, 下文我们考虑在非受限的情况下, 研究系统产生正则语言的能力。

(3) 非受限的正则语言描述

定理 5 $L_\lambda SN^{RS} P_2 (rule_*, cons_*, prod_*, forg_*) \subseteq REG$

证明: 假设系统 Π_r 有 2 个神经元, 系统在每一步计算中保持脉冲数目不变; 每个神经元中规则产生的脉冲数量等于消耗的脉冲数量(在粗糙规则脉冲神经膜系统, 这种规则是存在的), 同时互相向对方发送每个神经元产生的脉冲。因此初始状态系统的脉冲数量是有限的。系统可以通过有限数量的格局以及每个格局来控制规则的演化, 正如有限状态自动机, 因此产生的语言是正则语言(类似的证明, 可以参考文献 [7, 28])。

定理 6 $REG \subseteq L_\lambda SN^{RS} P_4 (rule_*, cons_*, prod_*, forg_*)$

证明: 构建粗糙规则脉冲神经膜系统 Π_r 如图 5 所示, 有 $L_\lambda^{RS}(\Pi_r) = L(G)$ 。

定理 7 $L_{\lambda}^{RS} P_3(\text{rule}_1, \text{cons}_3, \text{prod}_2, \text{forg}_2) - \text{REG} \neq \Phi$

证明:如图 6 所示,系统 II 可以产生语言: $L_{\lambda}^{RS}(II) = \{b_2^{n+1} b_1^n \mid n \geq 2\}$, 计算开始时,神经元 σ_2 使用规则: $(1, 2n)/a' \rightarrow a^2; 0$, 消耗 $t(t \in (1, 2n))$ 个脉冲; 并从神经元 σ_1 和 σ_3 接收 4 个脉冲; 然后选择使用规则: $(1, 2n)/a' \rightarrow a; 0$, 产生一个脉冲发送 σ_3 , 那么等下一步再执行: $a \rightarrow a; 0$, 向外输出一个脉冲, 根据定义的计算结果, 产生字符记为 b_1 ; 下一步选择执行规则: $(1, 2n)/a' \rightarrow a^2; 0$ 产生 2 个脉冲发送 σ_3 , 执行规则: $a^2 \rightarrow a^2; 0$ 。

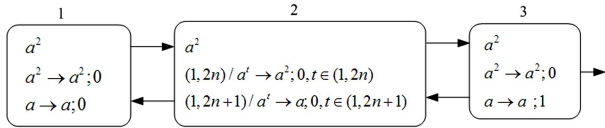


图 6 证明定理 7 的粗糙规则脉冲神经膜系统

Fig. 6 Rough regular impulse neural membrane system that proves Theorem 7

向外输出 2 个脉冲, 根据定义的计算结果, 将字符记为 b_2 , 由于 3 个神经互相发脉冲, 可以持续任意, 在此记 n . 因此可以得出结论: $L_{\lambda}^{RS}(II) = \{b_2^{n+1} b_1^n \mid n \geq 2\}$, 从而得出粗糙脉冲神经膜系统能产生正则语言, 有交集。定理得证。

结束语 本文借鉴粗糙集上下近似的思想, 设定脉冲神经膜系统使用规则的激活条件, 提出粗糙规则脉冲神经膜系统(SN PRS); 接着研究 SN PRS 的计算完备性; 最后研究 SN PRS 产生语言的能力。刻画有限语言和正则语言以及它们之间关系。

参考文献

- [1] PĂUN G. Computing with membranes[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2000, 61(1): 108-143.
- [2] PĂUN G. Membrane Computing[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2002.
- [3] CIOBANU G, PĂUN G, PÉREZ-JIMÉNEZ M, et al. Applications of Membrane Computings[M]. Springer, 2006: 89-95.
- [4] PĂUN G, ROZENBERG G, SALOMAA A. The Oxford Handbook of Membrane Computing[M]. Oxford University Press, 2010: 345-353.
- [5] IONESCU M, PĂUN G, YOKOMORI T. Spiking neural P systems[J]. Fundamenta Informaticae, 2006, 71(2/3): 279-308.
- [6] PAN L, PĂUN G. New Normal Forms for Spiking Neural P Systems[C]//BWMC. 2009: 127-138.
- [7] IBARRA O, PĂUN A, PĂUN G, et al. Normal forms for spiking neural P systems[J]. Theoretical Computer Science, 2007, 372(2/3): 196-217.
- [8] PĂUN A, PĂUN G. Small universal spiking neural P systems [J]. Biosystems, 2007, 90(1): 48-60.
- [9] CHEN H, IONESCU M, PÉREZ-JIMÉNEZ M J, et al. On string languages generated by spiking neural P systems[J]. Fundamenta Informaticae, 2007, 75(1/2/3/4): 141-162.
- [10] IBARRA O, WOODWORTH S. Characterizing regular languages by spiking neural P systems [J]. International Journal of Foundations of Computer science, 2007, 18(6): 1247-1256.
- [11] CHEN H, IONESCU M, PĂUN A, et al. On trace languages

generated by spiking neural P systems[C] // Proceedings of Eighth International Workshop on Descriptive Complexity of Formal Systems, 2006: 94-105.

- [12] NEARY T. A small universal spiking neural P system. Intern. Workshop. Computing with Biomolecules[C]// Viena. 2008: 65-74.
- [13] LEPORATI A, ZANDRON C, FERRETTI C, et al. On the computational power of spiking neural P systems[J]. International Journal of Unconventional Computing, 2009, 5(5): 459-473.
- [14] WANG J, ISHDORJ T O, PAN L. About Efficiency of spiking neural P systems[C]//BWMC. 2009: 235-252.
- [15] IONESCU M, SBURLAN D. Some applications of spiking neural P systems[J]. Computing and Informatics, 2008, 27: 515-528.
- [16] GUTIÉRREZ-NARANJO M, LEPORATI A. First steps towards a CPU made of spiking neural P systems[J]. International Journal of Computers Communications & Control, 2009, 4(3): 244-252.
- [17] METTA V, KRITHIVASAN K, GARG D. Modeling spiking neural P systems using timed Petri nets[C] // proceedings of Nature Biologically Inspired Computing, 2009: 25-30.
- [18] CETERCHI R, TOMESCU A. Implementing sorting networks with Spiking neural P systems[J]. Fundamenta Informaticae, 2008, 87(1): 35-48.
- [19] REID D, BARRETT-BAXENDALE M. Spatiotemporal Processing in a spiking neural P system[C] // Proceedings of Second International Conference on Developments in Systems Engineering, 2010: 394-399.
- [20] WANG J, PENG H. Fuzzy knowledge representation based on an improving spiking neural P system[C] // Proceedings of Sixth International Conference on Natural Computation, 2010: 3012-3015.
- [21] WANG T, WANG J, PENG H, et al. Knowledge representation using fuzzy spiking neural p system[C] // Proceedings of IEEE Fifth International Conference on Bio Inspired Computing: Theories and Applications, 2010: 586-590.
- [22] PENG H, WANG J. Adaptive spiking neural P systems[C] // Proceedings of Sixth International Conference on Natural Computation, 2010: 3008-3011.
- [23] WU T F, ZHANG Z Q, PĂUN G, et al. Cell-like spiking neural P systems[J]. Theoretical Computer Science, 2016, 623: 180-189.
- [24] WU T F, ZHANG Z Q, PAN L Q. On languages generated by cell-like spiking neural P systems[J]. IEEE Transactions on Nanobioscience, 2016, 15(5): 455-467.
- [25] WU T F, PĂUN A, ZHANG Z Q, et al. Spiking neural P systems with polarizations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(8): 3349-3360.
- [26] GUTIÉRREZ-NARANJO M, PÉREZ-JIMÉNEZ M. A Spiking Neural P system based model for Hebbian Learning[C] // Proceedings of Ninth Workshop on Membrane Computing, 2008, 189-207.
- [27] IONESCU M, TIRNAUEA C. Dreams and spiking neural P systems[J]. Romanian Journal of Information Science and Technology, 2009, 12(2): 209-217.

篡改、可追溯的记录以建立信任,提高协同效率,降低沟通成本,使离散程度高、管理链条长、涉及环节多的客户服务体系涉及的各方实现有效合作。目前,区块链在企业场景的应用探索刚起步,且区块链只能保证链上的信息不被篡改,无法保证上链之前的源头数据的可信度问题,因此技术和管理两方面要并重。在技术上,区块链可以与人工智能、大数据和 5G 等融合,实现高可信、智能和高扩展性的落地应用。下一步的研究重点是利用区块链实现客户服务平台的技术细节和陷阱。

参 考 文 献

- [1] YUAN Y, WANG F Y. Blockchain: The State of the Art and Future Trends[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(4): 481-494.
- [2] SHAO Q F, JIN C Q, ZHANG Z, et al. Blockchain: Architecture and Research Progress[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(5): 969-988
- [3] HE H W, YAN A, CHEN Z H. Survey of Smart Contract Technology and Application Based on Blockchain[J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(11): 2452-2466.
- [4] DesignRationale. JACKY[EB/OL]. (2019-12-01). <https://github.com/ethereum/wiki/wiki/Design-Rationale>.
- [5] ZHU L H, GAO F, SHEN M, et al. Survey on Privacy Preserving Techniques for Blockchain Technology[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(10): 2170-2186.
- [6] SATOSHI, NAKAMOTO. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System[EB/OL]. (2019-12-1). <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
- [7] MIN X P, LI Q Z, KONG L J, et al. Permissioned Blockchain Dynamic Consensus Mechanism Based Multi-Centers [J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(5): 1005-1020.
- [8] 工业和信息化部. 中国区块链技术和应用发展白皮书[M]. 2018.
- [9] CAI W D, YU L, WANG R, et al. Blockchain application development techniques[J]. Journal of Software, 2017, 28(6): 1474-1487.
- [10] BROWN R G, CARLYLE J, GRIGG I, et al. Corda: An introduction[M]. 2016.
- [11] VEENA P, AHLUWALIA G, PANIKKARS. An Economy of Things-A Visionary Architecture and Monetization of Devices with Blockchain[J]. IBM Inter Connect, 2016.
- [12] ZHANG N, WANG Y, KANG C Q, et al. Blockchain technique in the energy internet: preliminary research framework and typical applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(15): 4011-4022.
- [13] LI C X, CHEN S, ZHENG L S, et al. RepChain-A permissioned blockchain toolkit implemented by reactive programming[J]. Journal of Software, 2019, 30(6): 1670-1680.
- [14] TencentFiT, Tencent Research Institute. White Paper for TencentTrustSQL [EB/OL]. (2019-12-1). https://trustsql.qq.com/chain_oss/TrustSQL_WhitePaper.html.
- [15] ZUO C. Contrastive Analysis of Blockchain and Traditional Software Technology[J]. Information Technology & Standardization, 2017(5): 23-27.
- [28] HOPCROFT J, MOTWANI R, ULLMAN J. Introduction to Automata Theory, Languages and Computation [J]. Reading, Mass. Addison-Wesley, 1979(32): 20-25.
- [29] CHOMSKY N. Three models for the description of language [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1956, 2(3): 113-124.
- [30] CHOMSKY N. On certain formal Properties of grammars[J]. Information and Control, 1959, 2(2): 137-167.
- [31] MINSKY M. Computation: Finite and Infinite Machines [M]. New Jersey: Prentice-Hall, 1967.
- [32] PAWLAK Z. Rough Sets. Theoretical Aspects of Reasoning About Data[M]. Kluwer, Dordrecht, 1991.
- [33] PAWLAK Z. A treatise on rough sets[M]// Transactions on Rough Sets. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 1-17.
- [37] WU T F, BÍLBÍE F D, PÁUN A, et al. Ferrante Neri: Simplified and yet Turing universal spiking neural P systems with communication on request[J]. International Journal of Neural Systems, 28(8): 1850013.



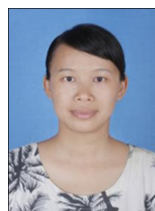
ZHANG Qi-ming, born in 1966, master, professor. His main research interests include customer service system architecture and so on.



LU Jian-hua, born in 1985, master, engineer. His main research interests include customer service system design and technology.



LUO Yun-fang, born in 1981, master, associate professor. His main research direction include big data application technology, and software engineering.



TANG Cheng-e, born in 1983, master, lecturer. Her main research interests include neural networks and automation of electric power systems.

(上接第 630 页)