脉冲神经膜系统在穷举使用规则下产生的二进制字符串语言

江　赟　石晓龙　张　征

(华中科技大学控制科学与工程系图像处理与智能控制教育部重点实验室　武汉　430074)

摘　要　脉冲神经膜系统是基于大脑中神经元之间通过突触相互协作、处理脉冲的生物现象提出的一种新的模型,文中在穷举使用规则的情况下考虑将脉冲神经膜系统作为串语言产生器:当输出神经元发送出一个或多个神经脉冲时,用数字 1 表示,否则用数字 0 表示,当计算停止时,把产生的二进制串定义为系统的计算结果.在文中,作者证明了在穷举使用规则的情况下,具有一个神经元的脉冲神经膜系统可以刻画二进制有限语言,并且证明了在不限制神经元个数的情况下,该系统可以刻画递归可枚举语言.

关键词　膜计算;脉冲神经膜系统;穷举使用规则;二进制字符串

中图法分类号　TP301　　**DOI 号**:10.3724/SP.J.1016.2009.02355

Binary String Languages Generated by Spiking Neural P Systems with Exhaustive Use of Rules

JIANG Yun　SHI Xiao-Long　ZHANG Zheng

(*Key Laboratory of Image Processing and Intelligent Control, Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan*　430074)

Abstract　Spiking neural P systems are a new computing model inspired from the biological phenomena that the neurons cooperate to deal with spikes by axon in the brain. Here the authors consider computing devices of spiking neural P systems with exhaustive use of rules as string language generators, where the digit 1 is associated with a step when one or more spikes exit the output neuron, while the digit 0 is associated with a step when no spike is emitted by the output neuron, and the binary strings associated with halting computation constitutes resulting spike trains. In the case of binary strings generated by spiking neural P systems with exhaustive use of rules, it is found that characterization of finite and recursively enumerable languages.

Keywords　membrane computing; spiking neural P systems; exhaustive use of rules; binary string

1　引　言

膜计算(membrane computing)是生物计算的一个分支.1998 年,罗马尼亚科学院院士 Păun Gh 在研究生物细胞结构和功能时,根据细胞处理化学物质的机理抽象出膜计算模型[1].膜计算模型具有良好的分布式结构,为计算机科学引入了新的计算概念和方法.膜计算理论提出以后,人们对此进行了广泛的研究[2-3].2003 年,膜计算被美国科学信息所

收稿日期:2008-10-22;最终修改稿收到日期:2009-10-13.本课题得到国家自然科学基金(60703047,60373089,60674106,30570431)和图像信息与智能控制教育部重点实验室开放基金(200703)资助.江　赟,女,1983 年生,博士研究生,主要研究方向为膜计算.E-mail:jiangyun83@gmail.com.石晓龙,男,1975 年生,副教授,主要研究方向为分子自动机、DNA 计算.张　征(通信作者),男,1976 年生,讲师,主要研究方向为分子计算.E-mail:leaf@mail.hust.edu.cn.

评为计算机科学领域发展最快的前沿领域之一.

基于大脑中神经元之间通过突触相互协作、处理脉冲的生物现象，Ionescu 等人于 2006 年提出了一种新的膜系统[4]——脉冲神经膜系统(spike neural P system)，这种膜系统具有特殊的组成和运行方式：一组神经元分布在图的顶点上；这些神经元受触发规则的控制，通过突触(图的边)传递信号(神经脉冲)；一个神经元被指定为系统的输出神经元，它的神经脉冲可以发送到环境中，从而产生一个脉冲序列.

到目前为止，对脉冲神经膜系统，通常考虑以下两种形式的输出：一种是数字，即将输出神经元连续发送出的神经脉冲之间的步骤差作为计算结果；另一种是字符串，即将输出神经元发送出的神经脉冲序列作为计算结果.已经有多篇文章研究了脉冲神经膜系统作为数字产生装置的情况：文献[4-5]考虑了具有标准规则的神经膜系统，文献[6]则考虑了具有扩展规则的脉冲神经膜系统；这些系统被证明是计算完备的.输出结果为字符串的情况通过两种方式进行研究：对具有标准规则的脉冲神经膜系统，为二进制串，即没有神经脉冲发送出系统时标记为 0，有一个神经发送出系统时标记为 1；对具有扩展规则的脉冲神经膜系统，通常考虑任意字母表上的字符串，即当在一步有 $i\leq 1$ 个神经脉冲从输出神经元发送到环境时，标记为符号 b_i[7-8].

Ionescu 等人在文献[9]中提出了一个值得研究的问题——将二进制串作为穷举使用规则的脉冲神经膜系统的计算结果.本文我们考虑将穷举使用规则的脉冲神经膜系统[9]作为二进制字符串产生器.穷举是一种新的规则使用方式：当神经元中的一条规则可以被使用时，尽可能多次地使用这条规则，使得该神经元中剩余的脉冲数目最小.在穷举使用规则的情况下，脉冲神经膜系统的输出神经元可以在一步内发送出多个神经脉冲，此时不论发送出的神经脉冲个数是多少，把这种情况标记为 1，而当没有神经脉冲从输出神经元中发送出时，标记为 0，由此得到的计算结果为二进制字符串.本文中，我们研究这种二进制字符串语言.

接下来第 2 节、第 3 节介绍本文涉及的一些数学基础知识和穷举使用规则的神经膜系统；第 4 节用穷举使用规则的脉冲神经膜系统刻画有限语言；第 5 节中我们(通过模拟注册机)证明穷举使用规则的脉冲神经膜系统是计算完备的；最后简要介绍本文的研究成果和进一步研究的方向.

2 基础知识

这一节我们只简单介绍本文将要使用的一些定义和符号标记(关于膜计算以及形式语言理论的详细内容参见文献[1]).

对于字母表 V，V^* 表示 V 上所有有限字符串的集合，其中用 λ 表示空字符串. V 上的所有非空有限字符串用 V^+ 表示.如果 $V=\{a\}$(这时称 V 为单字母集合)，则 $\{a\}^*$，$\{a\}^+$ 分别简记为 a^*，a^+.

字母表 V 上的正则表达式定义如下.

(1) λ 和 $a\in V$ 都是正则表达式；

(2) 如果 E_1，E_2 是 V 上的正则表达式，则 $(E_1)(E_2)$，$(E_1)\cup(E_2)$，$(E_1)^+$ 都是 V 上的正则表达式；

(3) V 上再没有别的其它正则表达式.

正则表达式 E 对应于一个语言 $L(E)$，它按如下方式定义：

(1) $L(\lambda)=\{\lambda\}$ 以及对每个 $a\in V$，有 $L(a)=\{a\}$；

(2) 对 V 上的任意表达式 E_1，E_2，有

$$L((E_1)\cup(E_2))=L(E_1)\cup L(E_2),$$
$$L((E_1)(E_2))=L(E_1)L(E_2),$$
$$L((E_1)^+)=(L(E_1))^+.$$

在写正则表达式时，不必要的括号可以省略.另外，对于任意正则表达式 E，把 $(E)^+\cup\{\lambda\}$ 简记为 E^*.

3 穷举使用规则的脉冲神经膜系统

这里我们直接介绍本文涉及的脉冲神经膜系统类型；关于标准形式的神经膜系统的定义，请读者参考文献[1,10]等.

度为 $m\geq 1$，以穷举方式使用规则的脉冲神经膜系统的结构如下

$$\Pi=(O,\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_m,syn,i_0),$$

其中，

(1) $O=\{a\}$ 是一个单字母集合(a 表示神经脉冲)；

(2) $\sigma_1,\sigma_2,\cdots,\sigma_m$ 是神经元，形式如下

$$\sigma_i=(n_i,R_i),\ 1\leq i\leq m,$$

其中：

(a) $n_i\geq 0$ 表示在初始状态神经元 σ_i 中包含的神经脉冲的数目；

(b) R_i 是神经元 σ_i 中所有规则组成的有限集合，

规则的形式为 $E/a^c \to a^p;d$. 其中 E 是关于字母 a 的正则表达式,$c \geq 1$ 是消耗神经脉冲的数目,$p \geq 0$ 表示产生神经脉冲的数目(因为产生神经脉冲的数目不能大于消耗神经脉冲的数目,所以我们很自然地加上一个限制条件 $c \geq p$),$d \geq 0$ 是从规则被触发到发送神经脉冲到相邻神经元之间的时间延迟.

(3) $syn \subseteq \{1,2,\cdots,m\} \times \{1,2,\cdots,m\}$ 表示神经元之间的连接关系. 其中,对每个 $(i,j) \in syn$,$1 \leq i,j \leq m$,都有 $i \neq j$;

(4) $i_0 \in \{1,2,\cdots,m\}$ 表示这个系统的输出神经元.

在脉冲神经膜系统中,所有的神经元是并行工作的(即系统是同步的),而在每个神经元中,规则的使用是串行的,即在任意时刻,如果一个神经元中有多条规则可以同时使用,则非确定地选择其中一条使用,且此时即使对剩余脉冲有其它规则可以使用,也不能再使用任何规则. 穷举使用规则是针对每条规则而言,具体来说,在每个神经元中,按如下方式使用规则:

假设神经元 σ_i 含有规则 $E/a^c \to a^p;d$,如果在某一步此神经元包含 k 个神经脉冲,并且 $a^k \in L(E)$,$k \geq c$,则此时该神经元可以使用这条规则. 若 k 可以分解为 $k=sc+r$,$s \geq 1$(这意味着必须有 $k \geq c$),$0 \leq r < c$(k 被 c 除后的余数),则使用此规则将消耗 sc 个神经脉冲(于是,神经元 σ_i 中剩余 r 个神经脉冲),产生的 sp 个神经脉冲在 d 个单位时间后被发送到所有与 σ_i 相连的神经元 σ_j,即 $(i,j) \in syn$(这意味着 sp 个神经脉冲被复制,而且发送到每个神经元 σ_j 的神经脉冲都是 sp 个). 如果 σ_i 是输出神经元,则 sp 个神经脉冲被发送到环境中. 当然,如果神经元 σ_i 没有出突触,则产生的神经脉冲丢失. 在使用这条规则到发送所产生的 sp 个脉冲的这段时间内,神经元 σ_i 是封闭的,不能接收任何脉冲.

对于穷举使用规则的脉冲神经膜系统 Π,其在某时刻的组态由当前每个神经元中神经脉冲的数目以及神经元的开启/闭合状态决定. 系统 Π 的初始组态定义为 $\langle n_1/O, n_2/O, \cdots, n_m/O \rangle$($O$ 表示神经元处于开启状态). 通过使用规则,系统从一个组态转换到另一个组态. 组态 C_1 和 C_2 之间的转换标记为 $C_1 \Rightarrow C_2$. 从初始组态开始的转换序列称为计算. 当系统达到某个组态,其中所有神经元都处于开启状态并且没有任何规则可以使用时,计算停止.

通过将没有神经脉冲发送出系统的时刻记为 0,有神经脉冲(一个或多个)发送出系统的时刻记为 1,可以将脉冲序列同每个计算联系起来.

对一个脉冲神经膜系统 Π,我们把 Π 在穷举使用规则的情况下计算得到的所有二进制串构成的语言标记为 $L_{bin}^{ex}(\Pi)$,并且用 $LSN_{bin}^{ex}P_m(rule_k, cons_q, prod_l)$ 表示由满足如下条件的所有脉冲神经膜系统在穷举模式下产生的 $L_{bin}^{ex}(\Pi)$ 构成的语言族:系统中最多有 $m \geq 1$ 个神经元,每个神经元最多使用 $k \geq 1$ 条规则,任意规则消耗的神经脉冲最多为 q 个,产生的神经脉冲最多为 l 个. 如果对这些参数没有限制,则分别用 $*$ 代替.

为了说明上述定义,我们引入一种标准方式来图示神经膜系统的组态,特别是初始组态. 具体来说,每个神经元用一个有标记的"膜"表示,膜内是当前神经脉冲的个数(用 a^n 表示神经元中有 n 个神经脉冲)以及进化规则;神经元之间的突触连接用箭头表示;而输出神经元不仅由标号 out 指出,还由一条从神经元指向环境的短箭头给出.

4　刻画有限语言

穷举使用规则的脉冲神经膜系统使用一个神经元即可刻画有限语言.

定理 1.　$LSN_{bin}^{ex}(rule_*, con_*, prod_*) = FIN$.

证明.　首先证明包含关系 $LSN_{bin}^{ex}P_1(rule_*, con_*, prod_*) \subseteq FIN$. 对于穷举使用规则的脉冲神经膜系统,若它只有一个神经元的,则在每一步此神经元总要使用一条规则(激发规则或遗忘规则),因此系统中神经脉冲的个数在每一步至少减少一个. 由于系统中只有一个神经元,故该神经元不能得到新的脉冲. 因此,系统中包含的脉冲数目一直在减少,它的任何计算持续的步数最多与计算开始时系统中神经脉冲的个数相同. 所以,系统产生的字符串的长度有限,上述包含关系得证.

下面证明反包含关系 $FIN \subseteq LSN_{bin}^{ex}P_1(rule_*, con_*, prod_*)$. 取有限语言 $L=\{x_1, \cdots, x_m\} \subseteq V^*$,$m \geq 1$,其中 $x_j 1 = 0^{s_{j,1}} 10^{s_{j,2}} 1 \cdots 10^{s_{j,r_j}} 1$,$r_j \geq 1$,$s_{j,l} \geq 0$,$0 \leq l \leq r_j$,记 $|x_j 1| = n_j \geq 2$,$1 \leq j \leq m$. 定义 $\alpha_j = \Sigma_{i=1}^{j} n_i$,$1 \leq j \leq m$.

则如下所示的脉冲神经膜系统在穷举使用规则的模式下,可以产生语言 $L\{1\}$.

$\Pi = (\{a\}, \sigma_1, \emptyset, 1)$,

$\sigma_1 = (2^{\alpha_m}+1, R_1)$,

$R_1 = \{a^{2^{\alpha_m}+1}/a^{2^{\alpha_m}+1-2^{\alpha_j}+1} \to a; s_{j,1} \mid 1 \leq j \leq m\} \cup$

$\{a^{2^{\alpha_j-t+2}-1}/a^{2^{\alpha_j-(t+1)+2}} \to a; s_{j,t} \mid 2 \leq t \leq r_{j-1}, 1 \leq j \leq m\} \cup$

$\{a^{2^{\alpha_j-r_j+2}}\rightarrow a;s_{j,r_j}\mid 1\leq j\leq m\}$.

计算开始时只有规则 $a^{2^{\alpha_m+1}}/a^{2^{\alpha_m+1}-2^{\alpha_j}+1}\rightarrow a;s_{j,1}$ 可以使用，且只能使用一次(因为 $a^{2^{\alpha_m+1}}<2\times(a^{2^{\alpha_m+1}-2^{\alpha_j}+1})$)，这样可以非确定地选择出字符串 x_j. 在 $s_{j,1}(1\leq j\leq m)$ 步以后，系统输出一个神经脉冲，这样就产生了字符串 x_j 的前缀 $0^{s_{j,1}}1$. 因为神经元中剩余 $2^{\alpha_j}-1$ 个神经脉冲，接下来必须使用规则 $a^{2^{\alpha_j-t+2}-1}/a^{2^{\alpha_j-(t+1)+2}}\rightarrow a;s_{j,t}$，$t=2$，然后是 $t=3,4,\cdots,r_j-1$ 分别对应的规则；通过这种方式，依次引入 x_j 的子串 $0^{s_{j,t}}1$，其中 $t=2,3,\cdots,r_j-1$. 最后一个子串 $0^{s_{j,r_j}}1$ 由规则 $a^{2^{\alpha_j-r_j+2}}\rightarrow a;s_{j,r_j}$ 引入，之后计算停止. 因此，系统可以产生字符串 x_j1. 由于对任意 $1\leq j\leq m$，规则 $a^{2^{\alpha_m+1}}<2\times(a^{2^{\alpha_m+1}-2^{\alpha_j}+1})$ 是随机选择的，于是通过类似的方式，系统可以产生 $L\{1\}$ 中的所有其它字符串. 此外，很明显产生字符串 x_j1 所使用的规则不能用于产生字符串 x_k1，$k\neq j$.

综上所述，$L\{1\}$ 中的所有字符串都可以由上述脉冲神经膜系统在穷举使用规则的模式下产生. 由于有限语言在右推导下是封闭的，因此定理 1 成立.

5 刻画递归可枚举语言

在穷举使用规则的模式下，脉冲神经膜系统也可以刻画递归可枚举语言.

定理 2. 对于定义在字母表 $V=\{a_1,a_2,\cdots,a_k\}$ 上递归可枚举语言族中的任意语言 L，存在态射 $h_1:(V\cup\{b,c\})^*\rightarrow\{0,1\}^*$ 和投影 $h_2:(V\cup\{b,c\})^*\rightarrow V^*$ 以及一个穷举使用规则的脉冲神经膜系统 Π，使得 $L=h_2(h_1^{-1}(L(\Pi)))$.

证明. 态射和投影的定义如下：

$$h_1(a_i)=10^i1,\ i=1,2,\cdots,k,$$

$$h_1(b)=0,$$

$$h_1(c)=01,$$

$$h_2(a_i)=a_i,\ i=1,2,\cdots,k,$$

$$h_2(b)=h_2(c)=\lambda.$$

对于一个字符串 $x\in V^*$，$val_k(x)$ 表示 x 以 $k+1$ 为基的值(为了将符号视作数字 $1,2,\cdots,k$，我们使用基 $k+1$，以避免字符串左边的数字 0). 很自然地，我们可以将这种符号应用到字符串的集合. 现在，考虑一个语言 $L\subseteq V^*$. 显然，$L\in RE$ 当且仅当 $val_k(L)$ 是递归可枚举数集. 另外，一个数集是递归可枚举数集，当且仅当这个数集被确定型注册机接受. 不妨设 M 为一个确定型注册机，则 $N(M)=val_k(L)$.

证明过程分为两步：第 1 步对语言 L 中的任意字符串 x，产生其对应的以 $k+1$ 为基的值 $val_k(x)$；第 2 步判断该值是否被确定型注册机接受，如果被接受，则该语言为递归可枚举语言，否则不为递归可枚举语言.

构造如图 1 所示的脉冲神经膜系统 Π，主要由两个子系统 M_0 和 M 构成. M_0 对应一个产生型注册机，负责产生值 $val_k(x)$；M 对应一个接受型注册机，负责检验 $val_k(x)$ 是否被接受. $val_k(x)$ 产生后，该值存储在神经元 c_1 中，这个神经元被 M_0 和 M 共用. 系统 Π 执行如下操作(c_0 和 c_1 是 Π 中不同的两个神经元，在初始组态中两个神经元中都有 5 个神经脉冲)：

1. 第 1 步神经元 4 使用规则 $a^{5^{i+1}}\rightarrow a^i$，系统向外发送出 k 个神经脉冲. 此外，在第 1 步神经元 5 的规则可用，它在 $i-1$ 后向神经元 2 发送 5^{k+1} 个神经脉冲；

2. 由于神经元 5 中规则有 $i-1(1\leq i\leq k)$ 个单位时间的延迟，因此系统有 i 步不输出神经元，随后数字 i 被引入到神经元 c_0(在下面的构造中，数字 n 用神经元中存储的 5^{n+1} 个神经脉冲表示，因此将数字 i 引入到神经元 c_0 即表示在神经元 c_0 中引入 5^{i+1} 个神经脉冲)；

3. 上述操作完成时，系统再次输出神经脉冲(当前状态下生成字符串 10^i1)；

4. 利用子系统 M_0 计算神经元 c_1 中的数字(初始为 0)的 $k+1$ 次方，然后与 c_0 中的数字相乘；特别地，如果神经元 c_0 中有 5^{i+1} 个神经脉冲，而 c_1 中有 5^{n+1} 个，则在这一步结束时，神经元 c_1 中有 $5^{(n+1)(k+1)+i+1}$ 个神经脉冲，c_0 中有 5 个. 在此期间，系统不输出神经脉冲(因此字符串会出现一些 0；这些 0 出现的数目取决于以上操作持续的步数，可以肯定的是，这个数目大于 1). 当此操作完成时，M_0 中的计算停止，神经元 $l_{h,0}$ 接收到 5 个神经脉冲，被触发，向神经元 8 发送 5 个神经脉冲；

5. 在神经元 8 中，有两条规则可以同时使用，如果使用规则 $a^5\rightarrow a$，则触发神经元 9，系统连续输出 2 个神经脉冲(字符串以 11 继续)，重复进行第 2 步的操作，字符串继续增加；如果使用规则 $a^5\rightarrow a^5$，则触发神经元 7，c_1 中的神经脉冲停止增加，进入下一步；

6. 若 c_1 中神经脉冲数目停止增加，则可得字符串 $val_k(x)$ 值，此时系统产生的字符串为 $10^{i_1}10^{j_1}110^{i_2}10^{j_2}11\cdots110^{i_m}10^{j_m}$ 的形式，其中，对所有 $1\leq l\leq m$ 都有 $1\leq i_l\leq k$，$j_l\geq 1$. 子系统 M 所对应的注册机开始识别数 $val_k(x)$. 在识别的过程中，系统不输出神经脉冲；系统输出一个神经脉冲，当且仅当注册机停止，即注册机接受了输入数字 $val_k(x)$，这意味着 $x\in L$. 在输出这最后一个神经脉冲后，系统停止. 因此系统生成的字符串为前面的字符串 $10^{i_1}10^{j_1}110^{i_2}10^{j_2}11\cdots110^{i_m}10^{j_m}$

加上一个 $0^s1(s\geq1)$ 形式的后缀.

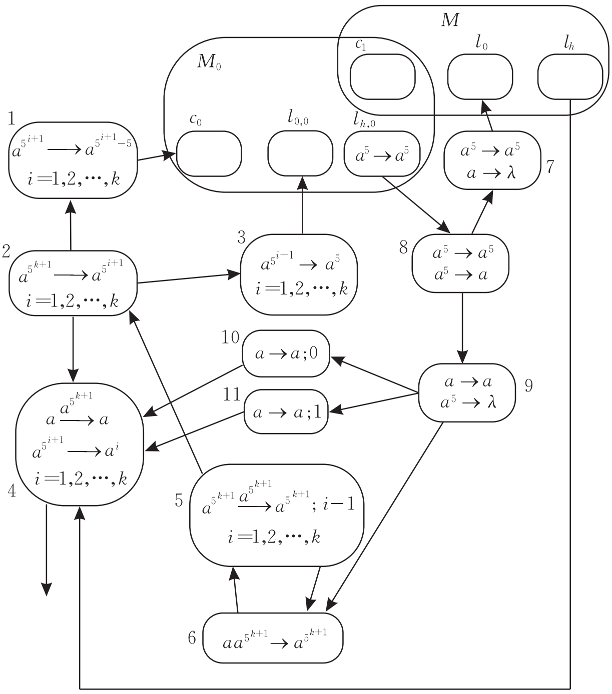

图 1　定理 2 中脉冲神经膜系统的结构

通过对 Π 的工作流程的分析可以得出，系统在产生形如 $y=10^{i_1}10^{j_1}110^{i_2}10^{j_2}11\cdots110^{i_m}10^{j_m}0^s1$ 形式的字符串后停止，当且仅当$x\in L$. 显然有 $h_1^{-1}(y)=a_{i_1}b^{j_1-1}ca_{i_2}b^{j_2-1}c\cdots a_{i_m}b^{j_m+s-1}c$（这是用 $h_1(a_i)$，$h_1(b)$，$h_1(c)$形式的模块来正确覆盖字符串的唯一方法），$x=h_2(h_1^{-1}(y))$（投影 h_2 的作用是移除辅助符号 b,c）.

因为递归可枚举语言族在直接射和反射下是封闭的，因此，得证穷举使用规则的脉冲神经膜系统可以刻画递归可枚举语言.

为了保证证明的完整性，我们给出穷举使用规则的脉冲神经膜系统模拟两个注册机的过程. 模拟过程中，两个注册机共用一个神经元 c_1，但并不影响各自的计算. 如图 2～图 5 所示，分别模拟两个注册机的 ADD 和 SUB 模块. 在模拟过程中，每个注册器及指令标签都唯一对应一个神经元. 如果某注册器存储数字 n，则它对应的神经元将包含 5^{n+1} 个脉冲. 另外，在模拟过程中各个模块还使用了一些附属神经元，我们用带有一撇的标签标记这种类型的神经元.

下面给出穷举使用规则的脉冲神经膜系统模拟注册机 M_0 和 M 的 ADD 和 SUB 指令的过程. 文献[7]中定理 5.1 的证明中所使用的构造方法与本文类似，因此本文只是简要地描述模拟过程而不进入细节. 因为注册机 M_0 和 M 有一个相同的注册器

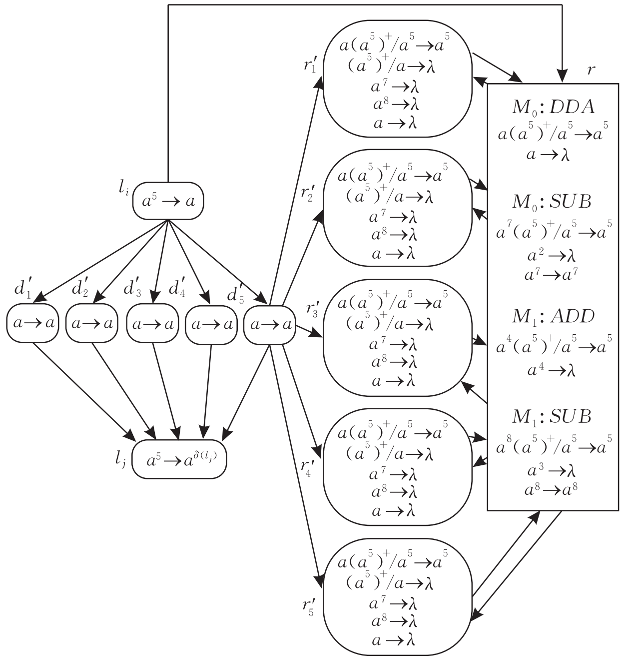

图 2　模拟注册机 M_0 的 l_i：$(ADD(r),l_j)$指令

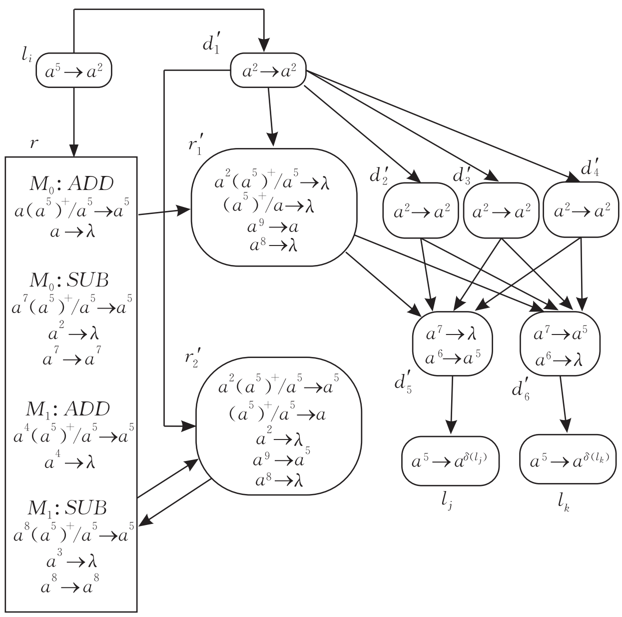

图 3　模拟注册机 M_0 的 l_i：$(SUB(r),l_j,l_k)$指令

c_1，因此在它对应的神经元 c_1 中，可能既有模拟 M_0 指令的规则，又有模拟 M 指令的规则. 于是，必须保证当模拟 M_0 的一条指令时，用于模拟 M 指令的规则不可以被触发，反之亦然. 因为这个原因，各类模块中神经元 l_i 中的规则各不相同，例如，为模拟 M_0 中的 ADD 指令，神经元 l_i 中使用的规则为 $a^5\to a$；对于 M_0 的 SUB 指令，我们使用规则 $a^5\to a^2$；而在模拟 M 的指令时，对于 ADD 指令和 SUB 指令，我们使用的规则分别是 $a^5\to a^4$ 和 $a^5\to a^3$. 除此之外，还需要检验下述情形：当模拟作用在注册器 c_1 上的一

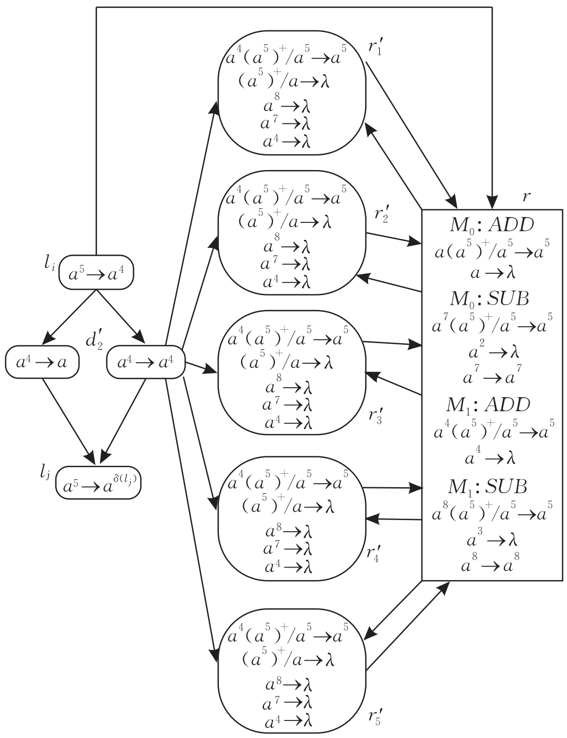

图 4　模拟注册机 M 的 l_i：$(ADD(r),l_j)$指令

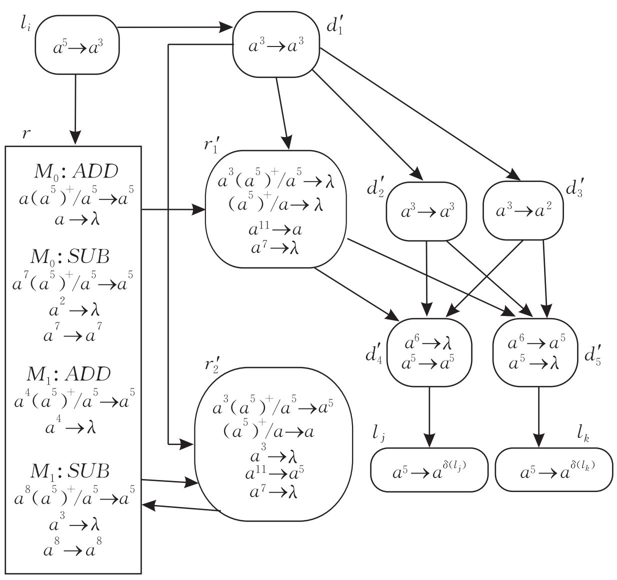

图 5　模拟注册机 M 的 l_i：$(SUB(r),l_j,l_k)$指令

个指令时，公共神经元 c_1 会向与之相连的所有神经元(都是附属神经元)发送神经脉冲. 从这些附属神经元中的规则的形式可以看出，只有同时从神经元 c_1 和指令标签所对应的神经元接收相应的脉冲时，这些附属神经元才可以使用它们的激发规则. 如果某附属神经元只包含从神经元 c_1 接收的神经脉冲，则通过使用规则 $(a^5)^+/a\to\lambda$，$a^7\to\lambda$ 和 $a^8\to\lambda$ 把这些神经脉冲遗忘.

在注册机 M_0 和 M 的 ADD 和 SUB 模块中，由于不知道 l_j 和 l_k 是 ADD 指令还是 SUB 指令的标记，所以我们在神经元 l_j 中使用规则 $a^5\to a^{\delta(l_j)}$，在 l_k 中使用规则. 因此我们定义如下的函数 δ：$H\to\{1,2,3,4\}$：

$$\delta(l)=\begin{cases}1, & \text{如果 } l \text{ 是 } M_0 \text{ 的一个 ADD 指令}\\ 2, & \text{如果 } l \text{ 是 } M_0 \text{ 的一个 SUB 指令}\\ 3, & \text{如果 } l \text{ 是 } M \text{ 的一个 ADD 指令}\\ 4, & \text{如果 } l \text{ 是 } M \text{ 的一个 SUB 指令}\end{cases}.$$

根据上述解释以及文献[7]中对 ADD 和 SUB 模块的描述，读者可以检验系统 Π 按要求运行.

由上述分析可以得出如下结论：对任意语言 $L\subseteq V^*$，$L\in RE$，在穷举使用规则的模式下，图 1 所示的脉冲神经膜系统可以产生 L 的映射.

6　结论与展望

本文中，我们研究了穷举使用规则的脉冲神经膜系统作为字符串产生器的计算能力，证明了递归可枚举语言可以由穷举使用规则的脉冲神经膜系统刻画. 对于穷举使用规则的脉冲神经膜系统，还有一些问题有待研究，例如利用这类新的脉冲神经膜系统在多项式时间内解决 NP 完全问题. 如文献[9]中 Păun Gh 教授建议的，我们还可以考虑其它形式的并行性. 实际上，我们可以在脉冲神经膜系统中考虑一般膜系统中使用的最大并行使用规则的方式，即并行使用多条规则.

参　考　文　献

[1] Păun Gh. Membrane Computing. An Introduction. Berlin: Springer, 2002

[2] Pan L Q, Ishdorj T-O. P systems with active membranes and separation rules. Journal of Universal Computer Science, 2004, 10(5): 630-649

[3] Pan L Q, Carlos Martin-Vide. Solving multidimensional 0-1 knapsack problem by P systems with input and active membranes. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2005, 65(12): 1578-1584

[4] Ionescu M, Păun Gh, Yokomori T. Spiking neural P systems. Fundamenta Informaticae, 2006, 71(2-3): 279-308

[5] Ibarra O H, Păun A, Păun Gh, Rodriguez-Paton A, Sosik P, Woodworth S. Normal forms for spiking neural P systems. Theoretical Computer Science, 2007, 372(2-3): 196-217

[6] Chen H M, Ionescu M, Ishdorj T-O, Păun A, Păun Gh, Perez-Jimenez M J. Spiking neural P systems with extended rules//Proceedings of the 4th Brainstorming Week on Mem-

brane Computing, vol. I, RGNC Report 02/2006. Spain, Sevilla, 2006: 241-266

[7] Zhang Xing-Yi, Zeng Xiang-Xiang, Pan Lin-Qiang. On string languages generated by spiking neural P systems with exhaustive use of rules. Natural Computing, 2008, (7): 535-549

[8] Zhang Xing-Yi, Zeng Xiang-Xiang, Pan Lin-Qiang. On languages generated by asynchronous spiking neural P systems. Theoretical Computer Science, 2009, 410(26): 2478-2488

[9] Ionescu M, Păun Gh, Yokomori T. Spiking neural P systems with exhaustive use of rules. International Journal of Unconventional Computing, 2007, 3(2): 135-154

[10] Păun Gh, Perez-Jimenez M J, Rozenberg G. Spike trains in spiking neural P systems. International Journal of Foundations of Computer Science, 2006, 17(4): 975-1002

[11] Păun Gh. Twenty six research topics about spiking neural P systems//Proceedings of the 5th Brainstorming Week on Membrane Computing, RGNC Report 01/2007. Sevilla, Spain, 2007: 263-280

JIANG Yun, born in 1983, Ph. D. candidate. Her research interests focus on membrane computing.

SHI Xiao-Long, born in 1975, associate professor. His research interests include algorithms, DNA computing, neural networks, parallel and distributed processing, computer vision and image processing.

ZHANG Zheng, born in 1976, lecturer. His research interests include algorithms, DNA computing and bimolecular automaton.

Background

Following the pattern of learning ideas from biology, well-known areas of genetic algorithms and neural networks emerged in computer science, and formed the emerging area of natural computing, which is concerned with computing that is going on in nature or is inspired from nature. Membrane computing is a branch of natural computing initiated by Paun Gh. in 1998, which abstracts computing models from the structure and the functioning of living cells, as well as from the organization of cells in tissues or other higher order structures. This area developed quickly, several class of computing models were defined, and a series of applications were reported in recent years, in biology/medicine, linguistics, computer graphics, economics, approximate optimization, cryptography, etc. Recently, a new class of membrane systems, spiking neural P systems (SN P systems, for short), are introduced, with motivations related to the way neurons communicate by means of spikes. Since the SN P systems have been initiated, a lot of researchers dedicate themselves to this domain, and in less than three years there are more than 50 papers published on this topic.

In this paper, SN P systems with exhaustive use of rules are considered as string language generators, and characterization of finite and recursively enumerable languages are found in binary strings generated by this kind of SN P systems. Furthermore, a number of potential research directions on SN P systems with exhaustive use of rules are also pointed out. In the past years, this research group has paid a lot of attentions on the area of membrane computing, especially, on SN P systems. It has solved plenty of problems on this topic and also has proposed many ideas. Up to now, the group has obtained 7 projects on the area of membrane computing from Natural Science Foundation of China and other foundations and has published more than 20 papers. The project was supported by the National Natural Science Foundation of China under grant Nos. 60703047, 60674106, 30870826, and 30570431, and the Opening Foundation of Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligent Control under grant No. 200703.