

使用最小串行策略的均质脉冲 神经膜系统的计算通用性*

李立¹, 江克勤²

(1. 安庆广播电视大学, 安徽 安庆 246003;
2. 安庆师范大学计算机与信息学院, 安徽 安庆 246133)

摘要: 脉冲神经膜系统是根据神经网络中神经元相互之间依靠突触来处理脉冲的生物现象而提出的, 具有良好的计算性能及潜在的应用价值。使用最小串行策略的脉冲神经膜系统是一类特殊的脉冲神经膜计算模型, 为了验证其在均质情况下的通用性, 引入了带权值的突触, 构建了均质的基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统。使用自动机理论和形式语言, 通过模拟注册机证明了作为数的产生装置和接受装置, 使用最小串行策略的均质脉冲神经膜系统都是通用的。

关键词: 膜计算; 脉冲神经膜系统; 串行性; 均质性; 注册机

中图分类号: TP301 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2017) 05-0034-07

Computational universality of homogeneous spiking neural P systems working in sequential mode induced by minimum spike number

LI Li¹, JIANG Keqin²

(1. Anqing Radio and Television University, Anqing 246003, China;
2. School of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133, China)

Abstract: Spiking neural P system is proposed based on the biological phenomenon that the neurons in the neural network are processed by synapses. It has good performance and potential application value. Spiking neural P system working in sequential mode induced by minimum spike number is a special kind of spiking neural computational models. In order to verify the universality of the homogeneous system, weighted synapses are introduced, and the homogeneous spiking neural P systems working in sequential mode induced by minimum spike number are constructed. It is proved that such systems are universal as both generative and acceptive devices by using automata theory, formal language and register machines.

Key words: membrane computing; spiking neural P system; sequentiality; homogeneity; register machine

膜计算模型是由欧洲科学院院士、罗马尼亚科学院院士 Păun 于 1998 年在芬兰图尔库计算机中心的研究报告中首次提出, 论文于 2000 年发表^[1], 由于膜计算具有良好的计算性能和潜在的应用价

值, 该方向已成为计算机科学快速发展的新兴领域之一。2006 年 Ionescu 等^[2]提出的脉冲神经膜系统是一种特殊的类神经膜计算模型。脉冲神经膜系统中基本的计算单元是神经元, 神经元之间通过突触

* 收稿日期: 2016-12-16

基金项目: 国家自然科学基金(61033003); 安徽省自然科学基金(1408085MF131); 安徽高校自然科学研究重点项目(KJ2017A942)

作者简介: 李立(1980年生), 女; 研究方向: 膜计算和数据挖掘; E-mail: lily@aqtvu.cn

传递信号，其中每个神经元中含有若干个激发规则和遗忘规则。

脉冲神经膜系统提出后，受到国内外学者的广泛关注，基于各种不同的生物动机，提出了一些特殊的脉冲神经膜系统^[3-7]，Ibarra等^[8]在2009年提出的基于脉冲数目的串行脉冲神经膜系统就是其中的一种。基于最小（或最大）脉冲数目的串行脉冲神经膜系统的串行性是由最小（或最大）脉冲数目引起的，同一时刻只有一个拥有最小（或最大）脉冲数目的活跃神经元（即满足激发规则的神经元）可以被激发。Păun等^[9]研究了基于最大脉冲数目的串行脉冲神经膜系统的小通用性。江克勤等研究了基于最小脉冲数目的小通用串行脉冲神经膜系统^[10-11]。本文研究的是均质情况下基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统的通用性。在系统中引入均质性和带权值的突触，构造了加法模块、减法模块、输入模块和输出模块，通过模拟注册机来证明使用最小串行策略的均质脉冲神经膜系统在产生模式和接受模式下都是通用的。

1 相关定义及概念

1.1 基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统

一个度为 $m(m \geq 1)$ 的脉冲神经膜系统形式化定义^[2]如下：

$$\Pi = (O, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m, \text{syn}, \text{in}, \text{out})$$

其中：

(i) $O = \{a\}$ 表示脉冲的集合；

(ii) $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$ 代表 m 个神经元，每个神经元的表示形式为 $\sigma_i = (n_i, R_i) (1 \leq i \leq m)$ ，其中 $n_i \geq 0$ 表示神经元 σ_i 中包含的初始脉冲数； R_i 是由下列两种形式的规则构成的有限集合：

① $E/a^c \rightarrow a; d (c \geq 1, d \geq 0)$ ， E 为 a 的正则表达式， d 称为时延，即神经元从被激发到发送脉冲所间隔的时间。

② $a^s \rightarrow \lambda (s \geq 1)$ ，对 R_i 中的任意规则 $E/a^c \rightarrow a; d$ ，都满足 $a^s \notin L(E)$ ；

①中表示的是激发规则，如果神经元 σ_i 包含 k 个脉冲，满足 $a^k \in L(E) (k \geq c)$ ，则规则 $E/a^c \rightarrow a; d$ 可以被激发，神经元 σ_i 将消耗 c 个脉冲，并在 d 个单位时间后向与它有突触连接的每个神经元送去一个脉冲。当 $d = 0$ 时，脉冲被立即送出；当 $d \geq 1$ 时，若在第 t 步利用规则激发，则在第 $t, t+1, \dots, t+d-1$ 步神经元 σ_i 都是封闭的，不能接收和发送任何脉冲，到第 $t+d$ 步，脉冲被送出，神经

元恢复到开放状态。②中的规则称为遗忘规则，如果神经元 σ_i 包含 s 个脉冲，则 R_i 中的遗忘规则 $a^s \rightarrow \lambda$ 将被使用，消耗其中的 s 个脉冲，而且没有新的脉冲产生。若规则 $E/a^c \rightarrow a; d$ 满足 $E = a^c$ ，则可以写成 $a^c \rightarrow a; d$ 若同时 $d = 0$ ，则可以直接简写为 $a^c \rightarrow a$ 。

(iii) $\text{syn} \subseteq \{1, 2, \dots, m\} \times \{1, 2, \dots, m\}$ 表示神经元之间的突触连接，对每个 $1 \leq i \leq m$ ，都有 $(i, i) \notin \text{syn}$ ；

(iv) $\text{in}, \text{out} \in \{1, 2, \dots, m\}$ ，其中 in 代表输入神经元， out 代表输出神经元。

在标准脉冲神经膜系统中，所有神经元是并行工作的，在每一个时间单元，所有满足条件的神经元都必须使用对应规则激发。基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统的工作模式不同于标准的脉冲神经膜系统，假设用一个全局时钟标记整个系统的运行时间，在计算的每一步，当有多个活跃神经元时，只有其中拥有最小脉冲数目的活跃神经元可以使用对应规则激发。如果同一时刻拥有最小脉冲数目的活跃神经元不止一个，则非确定性地选择其中之一开始激发。

1.2 均质性

均质性是许多计算模型的重要特性之一，如在细胞自动机中，每个细胞取有限的离散状态，遵循同样的作用规则，大量细胞通过简单的相互作用而构成动态系统的演化^[12]。2009年曾湘祥等^[13]将均质性引入标准脉冲神经膜系统，并证明了其通用性^[13-14]。在均质脉冲神经膜系统中，所有神经元有相同的规则集合，即对于系统 Π 中的任意神经元 $\sigma_i = (n_i, R_i) (1 \leq i \leq m)$ ，有 $R_1 = R_2 = \dots = R_m$ ，这些神经元以一种统一的方式工作。均质脉冲神经膜系统分为突触上带权值和不带权值两类，带权的突触 $(i, j, r) \in \text{syn}$ 表示如果神经元 σ_i 向神经元 σ_j 发出 1 个脉冲，则神经元 σ_j 会接收到 r 个脉冲。本文中，我们是在基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统中引入均质性和带权的突触。在下文第2节的证明中用图形表示带权均质脉冲神经膜系统的各模块，模块中的神经元用椭圆表示，用带数字的箭头表示突触，若某个突触的权值是 1，则数字不用标出。

1.3 注册机

注册机 $M = (m, H, l_0, l_h, I)$ ^[15]，其中 m 是注册器的数目， H 是指令的标签集合， I 是指令集合，两者一一对应， l_0 是起始指令， l_h 是终止指令。注册机有三种形式的指令：

1) 加法指令 $l_i: (ADD(r), l_j, l_k)$ 。先将存储在寄存器 r 中的数值加 1, 再随机选择指令 l_j 或指令 l_k 来执行。

2) 减法指令 $l_i: (SUB(r), l_j, l_k)$ 。如果寄存器 r 中存储的数值不为 0, 则先将该数减 1, 再执行指令 l_j ; 如果寄存器 r 中存储的数是 0, 则执行指令 l_k 。

3) 终止指令 $l_h: HALT$ 。注册机 M 能在产生和接受两种模式下运行。在产生模式下, 计算初始状态时, 各寄存器都为空。 M 首先执行的是 l_0 , 然后按照相应的指令进行操作, 每一步执行一条指令。当注册机执行到 l_h 时, 表示 M 的计算停止, 则存放在寄存器 1 中的数值即为 M 所产生的数。在接受模式下, 计算初始状态时, 先把一个自然数 n 存储在某个寄存器中, 其余的都是空寄存器。 M 首先执行 l_0 , 然后按照相应的指令进行操作, 如果计算能够终止于 l_h , 则称 M 可以接受数 n 。注册机在产生模式和接受模式下都具有计算完备性。

本文将在基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统中引入均质性和带权值的突触, 通过模拟注册机来证明这类所有神经元中规则相同且含带权突触的系统在产生模式和接受模式下的通用性。

2 基于最小脉冲数目的均质串行脉冲神经膜系统的计算通用性

本节研究基于最小脉冲数目的均质串行脉冲神经膜系统的计算能力, 证明该系统是通用的产生装置和接受装置。用 $N_{\alpha}HSNP(weight_k)$ 表示使用最小串行策略的均质脉冲神经膜系统产生或接受的数的集合簇, 其中 $\alpha \in \{gen, acc\}$ (gen 表示系统工作在产生模式, acc 表示系统工作在接受模式), $weight_k$ 表示系统中的突触的权不超过 k 。当系统工作在产生模式时, 系统可以产生形如 $0^b 10^{4n-2} 1$ 的脉冲串; 当系统工作在接受模式时, 要计算 (接受) 的数 n 编码为 $t_2 - t_1 - 1$ 的形式, 其中 t_1, t_2 分别是输入神经元输入前两个脉冲的时刻。

2.1 产生模式下基于最小脉冲数目的均质串行脉冲神经膜系统

定理 1 $N_{gen}HSNP(weight_{17}) = NRE$ 。

证明 由 Turing - Church 猜想可知: $N_{gen}HSNP(weight_{17}) \subseteq NRE$, 因此只需要证明 $NRE \subseteq N_{gen}HSNP(weight_{17})$ 即可。

构建一个基于最小脉冲数目的均质串行脉冲神经膜系统 Π 来模拟运行 $M = (m, H, l_0, l_h, I)$, 假设在停机格局时, 注册机 M 中除了寄存器 1 之外,

其余寄存器都为空, 并且在计算过程中, 寄存器 1 中的内容只增不减。在系统 Π 中, 所有神经元具有相同的规则集, 如图 1 所示。系统 Π 由加法、减法和输出三个模块组成, 分别如图 2、图 3 和图 4 所示。

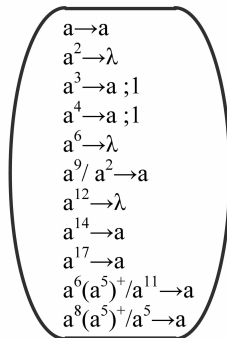


图 1 系统 Π 中的神经元

Fig. 1 The neurons of system Π

对 M 中的各寄存器 r , 系统 Π 都有一个神经元 σ_r 与之对应, 其中的脉冲数对应 r 中存储的数。如果 r 中存储的数为 $n \geq 0$, 则神经元 σ_r 中包含 $5n + 5$ 个脉冲, 即当神经元 σ_r 中的脉冲数为 5 时, 表示此时 r 为空。对 M 中的每个指令 l_i , 系统 Π 都有一个神经元 σ_{l_i} 与之对应。一旦神经元 σ_{l_i} 收到一个脉冲后, 达到激发条件, 就开始模拟 M 中的指令 $l_i: (op(r), l_j, l_k)$: 通过 $op(r)$ (对寄存器 r 进行加或减操作), 最后送出一个脉冲到神经元 σ_{l_j} 或 σ_{l_k} 。当激发神经元 σ_{l_h} 后, 系统 Π 就完成了模拟 M 的工作, 此时两次激发神经元 σ_{out} 的时间间隔就对应为存储在寄存器 1 中所产生的数。

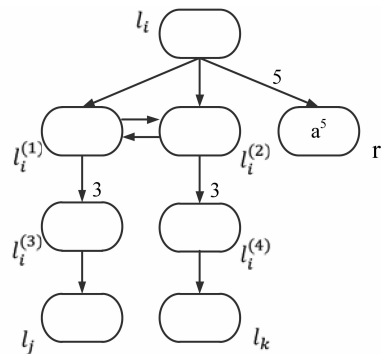


图 2 系统 Π 的加法模块

Fig. 2 The ADD module of system Π

2.1.1 加法模块 系统 Π 中使用最小串行策略的加法模块如图 2 所示, 模拟指令 $l_i: (ADD(r), l_j, l_k)$ 。假设第 t 步, 神经元 σ_{l_i} 收到一个脉冲, 使用

活跃神经元, 使用规则 $a \rightarrow a$ 开始激发, 系统开始模拟注册机中的 l_j 指令。

因此, 从神经元 σ_{l_i} 的激发开始, 如果寄存器 r 中存储的数大于 0, 则减去 1, 系统 II 结束于神经元 σ_{l_j} ; 如果寄存器 r 中存储的数等于 0, 系统结束于神经元 σ_{l_k} 。系统 II 正确地模拟了减法指令 $l_i: (\text{SUB}(r), l_j, l_k)$ 。

对某个寄存器 r 来说, 可能会存在多个减法指令和加法指令作用其上, 加法模块和减法模块之间可能的相互影响分析如下:

在如图 2 所示的加法模块中, 神经元 σ_r 每次都是收到 5 个脉冲, 不会激发其中的任何规则, 因此在加法模块之间以及加法模块和减法模块之间都没有相互影响。

在如图 3 所示的多个减法模块之间, 若有若干个减法指令作用在寄存器 r 上, 假设 $L_i = \{t \mid t \text{ 是作用在寄存器 } r \text{ 上的减法指令}\}$, 当神经元 σ_r 激发时, 除了向本减法模块中的神经元 $\sigma_{l_i^{(2)}}$ 和 $\sigma_{l_i^{(3)}}$ 各发送一个脉冲外, 也同时向其他作用在该寄存器的减法模块中的对应神经元 $\sigma_{l_i^{(2)}}$ 和 $\sigma_{l_i^{(3)}}$ ($l_s \neq l_i, l_s \in L_i$) 各送出一个脉冲。由于相关突触的权为 2, 这些其他减法模块中的对应神经元 $\sigma_{l_i^{(2)}}$ 和 $\sigma_{l_i^{(3)}}$ ($l_s \neq l_i, l_s \in L_i$) 将含有 2 个脉冲, 而本减法模块中的神经元 $\sigma_{l_i^{(2)}}$ 和 $\sigma_{l_i^{(3)}}$ 都拥有多于 2 个的脉冲, 因此神经元 $\sigma_{l_i^{(2)}}$ 和 $\sigma_{l_i^{(3)}}$ ($l_s \neq l_i, l_s \in L_i$) 将优先使用遗忘规则 $a^2 \rightarrow \lambda$, 分别移去它们的 2 个脉冲, 不会引起对应减法模块中其他神经元的激发。因此减法模块之间也没有相互影响。

2.1.3 输出模块 系统 II 中使用最小串行策略的输出模块如上所示, 当系统 II 执行到了终止指令 l_h , 此时神经元 σ_1 中的脉冲数为 $5n + 5$ (即寄存器 1 中存储的数为 n)。当神经元 σ_{l_h} 收到一个脉冲后, 开始激发, 向神经元 σ_{out} 和 σ_1 各发送一个脉冲。下一步, 由于突触 $(l_h, 1, 8)$ 的权为 8, 神经元 σ_{out} 和 σ_1 分别拥有 1 个和 $5n + 13$ 个脉冲, 都可以激发, 根据最小串行的使用策略, 神经元 σ_{out} 优先激发, 使用规则 $a \rightarrow a$, 向环境送出第一个脉冲, 假设此时是第 t 步。第 $t + 1$ 步神经元 σ_1 开始激发, 使用规则 $a^8(a^5)^+ / a^5 \rightarrow a$, 向神经元 σ_{out} 和 σ_{d_1} 各发送一个脉冲。由于突触 $(1, \text{out}, 7)$ 和突触 $(1, d_1, 17)$ 的权分别为 7 和 17, 第 $t + 2$ 步神经元 σ_{out} 和 σ_1 分别拥有 7 个和 17 个脉冲, 神经元 σ_1 拥有 $5n + 8$ 个脉冲, 神经元 σ_1 和 σ_{d_1} 都可以激发。根据神经元 σ_1 中脉冲数的不同, 分析如下:

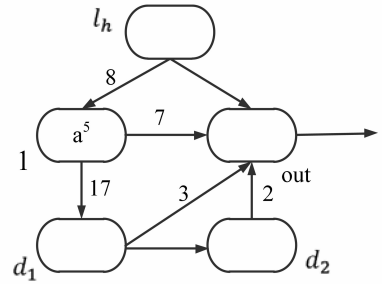


图 4 系统 II 的输出模块

Fig. 4 The OUTPUT module of system II

(i) 若 $n = 1$, 神经元 σ_1 中的脉冲数是 13 个, 将优先激发, 使用规则 $a^8(a^5)^+ / a^5 \rightarrow a$, 剩余 8 个脉冲, 不再激发, 同时向神经元 σ_{out} 和 σ_{d_1} 各发送一个脉冲。由于突触 $(1, \text{out}, 7)$ 和突触 $(1, d_1, 17)$ 的权分别为 7 和 17, 第 $t + 3$ 步神经元 σ_{out} 和 σ_{d_1} 分别拥有 14 个和 34 个脉冲, 神经元 σ_{out} 是系统中当前唯一的活跃神经元, 使用规则 $a^{14} \rightarrow a$, 向环境送出第二个脉冲, 计算停止, 此时产生的脉冲串为 $0^b 10^2 1$ 。

(ii) 若 $n \geq 2$, 神经元 σ_{d_1} 优先激发, 使用规则 $a^{17} \rightarrow a$, 向神经元 σ_{out} 和 σ_{d_2} 各发送一个脉冲。由于突触 $(d_1, \text{out}, 3)$ 的权为 3, 第 $t + 3$ 步, 神经元 σ_{out} 和 σ_{d_2} 各拥有 10 个和 1 个脉冲, 神经元 σ_{d_2} 可以激发, 使用规则 $a \rightarrow a$, 向神经元 σ_{out} 发送一个脉冲, 由于突触 $(d_2, \text{out}, 2)$ 的权为 2, 第 $t + 4$ 步, 神经元 σ_{out} 拥有 12 个脉冲, 使用遗忘规则 $a^{12} \rightarrow \lambda$, 移去收到的 12 个脉冲。第 $t + 5$ 步, 神经元 σ_1 激发, 接着神经元 σ_{d_1} 、神经元 σ_{d_2} 、神经元 σ_{out} 和神经元 σ_1 依次激发, 不断重复, 直到第 $t + 4n - 2$ 步, 神经元 σ_1 、 σ_{d_1} 和 σ_{out} 中的脉冲数分别为 13、17 和 7, 神经元 σ_1 和 σ_{d_1} 都可以激发, 根据最小串行策略, 神经元 σ_1 再次激发, 使用规则 $a^8(a^5)^+ / a^5 \rightarrow a$, 剩余 8 个脉冲, 神经元 σ_1 不再激发, 同时向神经元 σ_{out} 和 σ_{d_1} 各发送一个脉冲。由于突触 $(1, \text{out}, 7)$ 和突触 $(1, d_1, 17)$ 的权分别为 7 和 17, 第 $t + 4n - 1$ 步, 神经元 σ_{out} 和 σ_{d_1} 分别拥有 14 个和 34 个脉冲, 此时神经元 σ_{out} 是系统中当前唯一的活跃神经元, 使用规则 $a^{14} \rightarrow a$, 向环境送出第二个脉冲, 计算停止, 此时产生的脉冲串为 $0^b 10^{4n-2} 1$ 。

综合以上对加法、减法和输出 3 个模块的描述, 我们得到在使用最小串行策略下, 系统 II 正确地模拟了注册机 M , 并且系统各模块中突触的权

最大为 17，因此， $NRE \subseteq N_{gen}HSNP(weight_{17})$ 成立，定理 1 得证。

2.2 接受模式下基于最小脉冲数目的均质串行脉冲神经膜系统

定理 2 $N_{acc}HSNP(weight_5) = NRE$ 。

证明 由 Turing-Church 猜想可知： $N_{acc}HSNP(weight_5) \subseteq NRE$ ，因此只需要证明 $NRE \subseteq N_{acc}HSNP(weight_5)$ 即可。在接受模式下，构造一个基于最小脉冲数目的带权均质串行脉冲神经膜系统 Π' 来模拟注册机 $M = (m, H, l_0, l_h, I)$ ，系统 Π' 中各模块所含神经元的规则如图 1 组成。寄存器 1 中存储一个数，其余寄存器都是空的，如果计算最终停止，则该数就被接受。系统 Π' 由输入模块、加法模块和减法模块组成，其中加法模块和减法模块与定理 1 中的图 2 和图 3 相同，输入模块如图 5 所示。系统 Π' 要计算（接受）的数 n 编码为 $t_2 - t_1 - 1$ 的形式，其中 t_1, t_2 分别是输入神经元输入前两个脉冲的时刻。

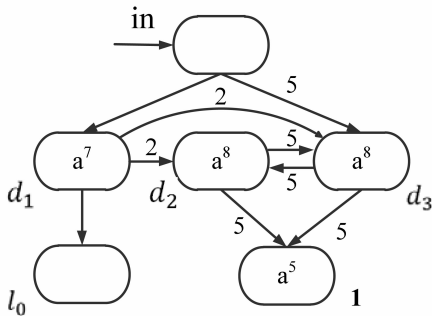


图 5 系统 Π' 的输入模块

Fig. 5 The INPUT module of system Π'

系统 Π' 中使用最小串行策略的输入模块如图 5 所示，初始时神经元 $\sigma_{d_1}, \sigma_{d_2}, \sigma_{d_3}$ 和 σ_1 分别含有 7 个、8 个、8 个和 5 个脉冲。假设第 t 步输入神经元 σ_{in} 从环境收到第一个脉冲，利用规则 $a \rightarrow a$ 开始激发，向神经元 σ_{d_1} 和 σ_{d_3} 各发送一个脉冲。由于突触 $(in, d_3, 5)$ 的权为 5，第 $t + 1$ 步神经元 σ_{d_1} 和 σ_{d_3} 分别拥有 8 个和 13 个脉冲，只有神经元可以 σ_{d_3} 激发，利用规则 $a^8(a^5)^+ / a^5 \rightarrow a$ ，向神经元 σ_{d_2} 和 σ_1 各发送 1 个脉冲，由于突触 $(d_3, d_2, 5)$ 和 $(d_3, 1, 5)$ 的权都为 5，此步神经元 σ_{d_2} 和 σ_1 都收到 5 个脉冲。第 $t + 2$ 步神经元 σ_{d_2} 拥有 13 个脉冲，可以激发，利用规则 $a^8(a^5)^+ / a^5 \rightarrow a$ ，向神经元 σ_{d_3} 和 σ_1 各发送 1 个脉冲，由于突触 $(d_2, d_3, 5)$ 和 $(d_2, 1, 5)$ 的权都为 5，此步神经元 σ_{d_3} 和 σ_1 都收到

5 个脉冲。第 $t + 3$ 步神经元 σ_{d_3} 拥有 13 个脉冲，是系统中唯一的活跃神经元，恢复到第 $t + 1$ 步时的状态，之后，神经元 σ_{d_2} 和 σ_{d_3} 将交替激发，神经元 σ_1 每步均收到 5 个脉冲。

若第 $t + n + 1 (n \geq 1)$ 步，神经元 σ_{in} 从环境收到第二个脉冲，此时神经元 $\sigma_{in}, \sigma_{d_1}$ 和 σ_1 的脉冲数分别为 1、8 和 $5n + 5$ ，神经元 σ_{d_2} 和 σ_{d_3} 的脉冲数是 13 和 8（当 n 为奇数时）或者 8 和 13（当 n 为偶数时），根据最小串行的使用策略，神经元 σ_{in} 优先激发，利用规则 $a \rightarrow a$ 开始激发，向神经元 σ_{d_1} 和 σ_{d_3} 各发送一个脉冲。第 $t + n + 2$ 步神经元 σ_{d_1} 和 σ_{d_3} 的脉冲数分别为 9 和 13（或 18），神经元 σ_{d_1} 激发，利用规则 $a^9/a^2 \rightarrow a$ ，向神经元 $\sigma_{l_0}, \sigma_{d_2}$ 和 σ_{d_3} 各发送 1 个脉冲。第 $t + n + 3$ 步，由于突触 $(d_1, d_2, 2)$ 和 $(d_1, d_3, 2)$ 的权都为 2，此步神经元 σ_{l_0} 脉冲数为 1， σ_{d_2} 和 σ_{d_3} 分别拥有脉冲数为 15 和 15，或者是 10 和 20。神经元 σ_{l_0} 是系统中唯一的活跃神经元，利用规则 $a \rightarrow a$ 开始激发，系统 Π' 开始模拟注册机 M 中的起始指令 σ_{l_0} 。系统从环境收到前两个脉冲的时刻分别为第 t 步和第 $t + n + 1$ 步，表明系统要接收的数为 $(t + n + 1) - t - 1 = n$ 。

综合以上对加法、减法和输入三个模块的描述，我们得到在使用最小串行策略下，系统 Π' 正确地模拟了注册机 M ，并且系统各模块中突触的权最大为 5，因此， $NRE \subseteq N_{acc}HSNP(weight_5)$ 成立，定理 2 得证。

3 结 论

本文在基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统中引入均质性和带权值的突触，证明了这类所有神经元中规则相同且含带权突触的系统在产生模式和接受模式下都是通用的。本文解决了文献 [16] 提出的均质脉冲神经膜系统在最小串行策略下是否具有通用性的问题。

对于使用最小串行策略的脉冲神经膜系统，还有许多问题值得做进一步的探究，比如：将该系统与数据挖掘中的聚类算法相结合^[17-19]，构建新的模型；利用该系统来有效解决计算困难问题；设计应用型的均质脉冲神经膜系统等。这些都是基于最小脉冲数目的串行脉冲神经膜系统以后的研究方向。

参考文献：

[1] PĂUN G. Computing with membranes [J]. Journal of Computer and System Sciences, 2000, 61 (1): 108 -

- 143.
- [2] IONESCU M, PĂUN G, YOKOMORI T. Spiking neural P systems [J]. *Fundamenta Informaticae*, 2006, 71(2/3): 279–308.
- [3] 潘林强,张兴义,曾湘祥,等. 脉冲神经膜计算系统的研究进展及展望[J]. *计算机学报*, 2008, 31(12): 2090–2096.
PAN L Q, ZHANG X Y, ZENG X X, et al. Research advances and prospect of spiking neural P systems [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2008, 31(12): 2090–2096.
- [4] IONESCU M, PĂUN G, YOKOMORI T. Spiking neural P systems with an exhaustive use of rules [J]. *International Journal of Unconventional Computing*, 2007, 3(2): 135–154.
- [5] PAN L Q, HOOGEBOOM H J. Spiking neural P systems with astrocytes [J]. *Neural Computation*, 2012, 24(3): 805–825.
- [6] SONG T, PAN L Q, PĂUN G. Asynchronous spiking neural P systems with local synchronization [J]. *Information Sciences*, 2013, 21(9): 197–207.
- [7] SONG T, PAN L Q, PĂUN G. Spiking neural P systems with rules on synapses [J]. *Theoretical Computer Science*, 2014, 529(1): 82–95.
- [8] IBARRA O H, PĂUN A, RODRÍGUEZ-PATÓN A. Sequential SNP systems based on min/max spike number [J]. *Theoretical Computer Science*, 2009, 410(30): 2982–2991.
- [9] PĂUN A, SIDOROFF M. Sequentiality induced by spike number in SNP systems: small universal machines [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2011, 7184: 333–345.
- [10] JIANG K Q, SONG T, PAN L Q. Universality of sequential spiking neural P systems based on minimum spike number [J]. *Theoretical Computer Science*, 2013, 499(12): 88–97.
- [11] JIANG K Q, HUANG Y F, XU J B, et al. Small universal sequential spiking neural P systems based on minimum spike number [J]. *Romanian Journal of Information*, 2014, 17(1): 5–18.
- [12] WOLFRAM S. Cellular automata as models of complexity [J]. *Nature*, 1984, 311(4): 419–424.
- [13] ZENG X X, ZHANG X Y, PAN L Q. Homogeneous spiking neural P systems [J]. *Fundamenta Informaticae*, 2009, 97(1): 275–294.
- [14] 彭献武,樊晓平,刘建勋,等. 通用的不带延迟的同质脉冲神经膜系统[J]. *计算机工程与科学*, 2013, 35(3): 1–7.
PENG X W, FANG X P, LIU J X, et al. Universal homogeneous spiking neural P systems without delays [J]. *Computer Engineering & Science*, 2013, 35(3): 1–7.
- [15] KOREC I. Small universal register machines [J]. *Theoretical Computer Science*, 1996, 168(2): 267–301.
- [16] JIANG K Q, SONG T, PAN L Q. Homogeneous spiking neural P systems working in sequential mode induced by maximum spike number [J]. *International Journal of Computer Mathematics*, 2013, 90(4): 831–844.
- [17] 杨发权,李赞,罗中良. 基于聚类与神经网络的无线信号联合调制识别新方法[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2015, 54(2): 24–29.
YANG F Q, LI Z, LUO Z L. A new specific combination method of wireless communication modulation recognition based on clustering and neural network [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2015, 54(2): 24–29.
- [18] 黄敏,李尔达,袁媛,等. 基于路网拓扑的聚类分析算法研究与实现[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2015, 54(6): 99–103.
HUANG M, LI E D, YUAN Y, et al. Research and implementation of clustering analysis algorithm based on road network topology [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2015, 54(6): 99–103.
- [19] 朱俊勇,逯峰. 基于稀疏子空间聚类的跨域人脸迁移学习方法[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2016, 55(5): 1–7.
ZHU J Y, LU F. Cross-domain face transfer learning based on sparse subspace clustering [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2016, 55(5): 1–7.