

指数突触电导 IF 神经元模型 及事件驱动模拟策略

蔺想红^{1,2}, 张田文¹

(1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001;

2. 西北师范大学数学与信息科学学院, 甘肃兰州 730070)

摘要: 提出了一种新的可进行精确模拟的指数突触电导 Integrate and Fire (IF) 神经元模型, 通过单脉冲激励的突触后电位和多脉冲激励的自发放电统计分析, 发现该模型的脉冲反应动态特性与指数突触电导被动膜方程模型接近, 而计算效率接近脉冲耦合漏电 IF 模型. 同时构建了指数突触电导 IF 神经元模型的事件驱动模拟策略, 并分别应用事件驱动和时钟驱动模拟策略模拟了基于动态突触的随机网络, 结果表明: (1) 在事件驱动模拟策略中, 模拟时间和总的脉冲事件数线性成比例; (2) 在不同的模拟策略中, 脉冲事件的时间精度会影响网络的神经动态特性.

关键词: IF 神经元; 突触电导; 事件驱动; 时钟驱动; 模拟

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2008)08-1495-07

An Integrate and Fire Neuron Model with Exponential Synaptic Conductances for Event-Driven Simulation Strategy

LIN Xiang hong^{1,2}, ZHANG Tian wen¹

(1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. School of Mathematics and Information Science, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: In this paper we propose a novel integrate and fire(IF) neuron model with exponential synaptic conductances that can be simulated exactly. The postsynaptic potentials and spontaneous discharge statistics of the new model are compared with those of commonly used models, such as the leaky IF model with instantaneous synaptic interactions or the passive membrane equation (PME) model with exponential synaptic conductances in which conductances are explicitly integrated. The proposed model is much closer to the PME model with respect to the spiking response dynamics, while still being nearly as computationally efficient as simple leaky IF model. Then we present an event driven simulation strategy for the new model. Using event driven and clock driven simulation strategies we simulate random network with dynamic synapses, the results indicate that (1) the simulation time scales linearly with the total number of spiking events in the event driven simulation strategies and (2) the temporal precision of spiking events impacts on neuronal dynamics of network in the different simulation strategies.

Key words: integrate and fire neuron; synaptic conductances; event driven; clock driven; simulation

1 引言

生物的神经系统是结构与功能都非常复杂的多层次体系, 每个子系统包含上百万个神经元, 而每个神经元又通过突触和上万个神经元连接; 并且每个神经元在离子通道、突触电导等机制的作用下具有非常复杂的脉冲反应动态特性. 目前的计算机硬件水平限制了这样大规模脉冲神经网络的模拟, 基于这种状况, 研究者主要通过两方面的工作来解决这一问题: (1) 通过对神经元脉冲反应动态特性的分析, 构造神经元的简单计算模

型, 特别是 IF (integrate and fire, IF) 模型^[1], 长期以来得到了广泛应用; (2) 设计更加有效的脉冲神经网络模拟策略. 传统的时钟驱动模拟策略应用数值方法(如 Euler, Runge-Kutta) 对描述神经元状态变量的微分方程进行近似求解, 神经元在每个时间步作同步更新, 脉冲的接收和发放限定在给定的离散时间点上, 这将严重影响脉冲神经网络的同步动态特性^[2]和基于动态突触的精确模拟^[3]. 研究者针对时钟驱动模拟策略存在的问题, 提出了一些改进措施: 如果神经元模型是线性的, 可通过矩阵相乘实现状态变量的精确更新^[4]; 为了改善脉冲

的时间精度,可采用数值插值的方法得到时间步长以内的脉冲时间^[5];当假定脉冲传播延迟的最小值大于给定的时间步长时, Morrison 等人^[6]将上面两种方法结合,给出了一种更精确的时钟驱动模拟策略.总的来说,时钟驱动模拟策略是一类近似方法,不能精确表达神经元的脉冲时间,但它适用于任何神经元模型.近年来提出的事件驱动模拟策略只有当神经元接收或发放脉冲时,神经元才更新其状态变量,因此是一种精确的模拟策略.在实际的生物神经网络中,神经元之间的交互主要通过突触发放的脉冲进行,可以将其看作时间的离散事件系统.因此,如果可以求得描述神经元状态变量的解析式,事件驱动模拟策略比时钟驱动模拟策略更适合于这种离散事件系统的精确模拟,它真正实现了从脉冲到脉冲的计算模式.

由于神经元状态变量解析式求解的困难性,事件驱动模拟策略仅限于一些简单的脉冲耦合 IF 神经元模型^[7,8]以及更复杂的脉冲反应模型^[9].最近, Rudolph 和 Destexhe^[10]提出了几种基于电导的脉冲耦合 IF 神经元模型,当脉冲到来时,神经元膜电位瞬时更新的值由总的膜电导决定,这些模型可用于事件驱动模拟策略.但是,这些模型没有考虑实际生物神经元的突触交互特性,即脉冲驱动神经元膜电导发生变化,从而引起膜电位的连续变化^[11]. Brette^[12]提出了更具生物真实性的指数突触电导 IF 模型,在限定兴奋性和抑制性突触时间常量相等的情况下,将膜方程表示为由不完全 Gamma 函数构成的解析式,并用不完全 Gamma 函数的快速算法进行求解,但实际上神经元的兴奋性和抑制性突触时间常量相差很大.

鉴于研究中存在的这些问题,我们提出了一种新的指数突触电导 IF 神经元模型.既能反映突触后电位的时间变化过程,又对兴奋性和抑制性突触时间常量不加限制.通过比较新模型和脉冲耦合漏电 IF、指数突触电导被动膜方程 (passive membrane equation, PME) 模型的脉冲反应动态特性,发现该模型具有较真实的生理特性和较高的计算效率.此外,构造了指数突触电导 IF 神经元模型的事件驱动模拟策略,并模拟了基于动态突触的随机网络.

2 指数突触电导神经元模型

2.1 指数突触电导 PME 神经元模型

如果不考虑用于生成脉冲的主动电流,单房室神经元的生理模型可用下面的具有固定点火阈值的被动膜方程描述,

$$C_m \frac{dv(t)}{dt} = -G_l(v(t) - E_r) + I(t) \quad (1)$$

其中, $v(t)$ 表示膜电位, C_m 表示膜电容, G_l 表示漏电

导, E_r 表示静息电位, $I(t)$ 表示突触输入电流.如果膜电位达到阈值电位 E_t , 神经元立即发放一个脉冲,同时将膜电位复位到静息电位 E_r , 并在绝对不应期 t_r 之内保持不变.

对于基于电导的突触交互,神经元的突触输入电流 $I(t)$ 可表示式(2),

$$I(t) = -g_e(t)(v(t) - E_e) - g_i(t)(v(t) - E_i) \quad (2)$$

其中, E_e 和 E_i 分别表示兴奋性和抑制性突触的逆转电位, $g_e(t)$ 和 $g_i(t)$ 分别表示总的兴奋性和抑制性突触电导. $g_{\{e, i\}}(t)$ 是由连接到神经元的所有兴奋性或抑制性突触发放脉冲激励所得,

$$g_{\{e, i\}}(t) = \sum_{k=1}^{N_{\{e, i\}}} w_{\{e, i\}, k} S_{\{e, i\}, k}(t) \quad (3)$$

其中, $w_{e, k} > 0$ 和 $w_{i, k} > 0$ 分别表示兴奋性和抑制性突触 k 的权值, $S_{e, k}$ 和 $S_{i, k}$ 分别表示兴奋性和抑制性突触 k 的脉冲序列输入.如果突触电导模型用指数演化过程来描述,

$$S_{\{e, i\}, k}(t) = \sum_{t_{\{e, i\}, k}} \exp(-(t - t_{\{e, i\}, k}) / \tau_{\{e, i\}}) \delta(t - t_{\{e, i\}, k}) \quad (4)$$

其中, τ_e 和 τ_i 分别表示兴奋性和抑制性突触时间常量, $t_{\{e, i\}, k}$ 表示突触 k 的单个脉冲到来时刻.如果 $s \geq 0$, $\delta(s) = 1$; 否则, $\delta(s) = 0$.

联立式(1)~(4),就可得到描述指数突触电导 PME 神经元模型的耦合微分方程组,

$$\begin{cases} \tau_m \frac{dv(t)}{dt} = - (v(t) - E_r) - g_e(t)(v(t) - E_e) \\ \quad \quad \quad - g_i(t)(v(t) - E_i) \\ \tau_e \frac{dg_e(t)}{dt} = - g_e(t) \\ \tau_i \frac{dg_i(t)}{dt} = - g_i(t) \end{cases} \quad (5)$$

这里, $\tau_m = C_m / G_l$ 表示膜时间常量,突触电导的基本单位是漏电导 G_l .在初始时刻 $t = 0$,从兴奋性或抑制性突触 k 输入一个脉冲,神经元总的突触电导瞬时更新: $g_{\{e, i\}}(0) \rightarrow g_{\{e, i\}}(0) + w_{\{e, i\}, k}$.在新脉冲到来之前,突触电导将按突触时间常量衰减直到 0.由于方程组(5)无法求得用初等函数表示的解析式,因此无法用事件驱动模拟策略来实现.

2.2 指数突触电导 IF 神经元模型

我们假设静息电位 $E_r = 0$, 阈值电位 $E_t = 1$, 由方程组(5)求解在两个脉冲事件之间 $[0, t]$ 神经元膜电位的变化过程可得,

$$v(t) = \left(\int_0^t (g_e(s) E_e \exp(Q_1(s)) + g_i(s) E_i \exp(Q_2(s))) ds / \tau_m + v(0) \exp(Q_3) \right) \exp(Q_4(t)) \quad (6)$$

其中,

$$Q_0(s) = g_e(0) \tau_e \exp(-s/\tau_e) + g_i(0) \tau_i \exp(-s/\tau_i),$$

$$Q_1(s) = (s/\tau_m - s/\tau_e) - Q_0(s)/\tau_m,$$

$$Q_2 = (s/\tau_m - s/\tau_i) - Q_0(s)/\tau_m,$$

$$Q_3 = -(g_e(0) \tau_e + g_i(0) \tau_i)/\tau_m,$$

$$Q_4(t) = (-t + g_e(0) \tau_e \exp(-t/\tau_e) + g_i(0) \tau_i \exp(-t/\tau_i))/\tau_m.$$

用 $Q_0(s)$ 的 Taylor 展开式 $Q_0(s) = g_e(0) \tau_e + g_i(0) \tau_i$ 代入 $Q_1(s)$ 和 $Q_2(s)$, 则由式(6)可得到一种新的指数突触电导 IF 神经元模型,

$$v(t) = (Q_5(t) + Q_6(t) + v(0)) \exp(Q_3 + Q_4(t)) \quad (7)$$

其中,

$$Q_5(t) = (g_e(0) \tau_e E_e (1 - \exp(t/\tau_m - t/\tau_e)))/(\tau_m - \tau_e),$$

$$Q_6(t) = (g_i(0) \tau_i E_i (1 - \exp(t/\tau_m - t/\tau_i)))/(\tau_m - \tau_i).$$

总的兴奋性和抑制性突触电导 $g_e(t)$ 和 $g_i(t)$ 的变化过

程为,

$$g_e(t) = g_e(0) \exp(-t/\tau_e), \quad g_i(t) = g_i(0) \exp(-t/\tau_i) \quad (8)$$

应用式(7)和(8), 可快速计算出任一时刻神经元的膜电位及总的突触电导, 因此指数突触电导 IF 神经元模型可用于事件驱动模拟策略.

3 指数突触电导 IF 神经元模型的脉冲反应动态特性分析

为了分析指数突触电导 IF 神经元模型的脉冲反应动态特性, 并与其它神经元模型作比较, 表 1 给出了本文模拟实验所用参数, 其中括号内的参数为模型中使用的归一化后的值(即静息电位 $E_r = -74\text{mV}$ 对应 0, 阈值电位 $E_t = -54\text{mV}$ 对应 1), 神经元模型的漏电导 $G_l = 17.18\text{nS}$. 指数突触电导 PME 神经元模型采用四级四阶 Runge-Kutta 数值方法求解.

表 1 脉冲耦合漏电 IF、指数突触电导 IF 和 PME 神经元模型所用参数

神经元类型		脉冲耦合漏电 IF 神经元模型	指数突触电导 IF/PME 神经元模型
膜属性	膜时间常量 τ_m	20ms	20ms
	静息电位 E_r	-74mV (0)	-74mV (0)
	阈值电位 E_t	-54mV (1)	-54 mV (1)
	绝对不应期 t_r	1ms	1ms
兴奋性突触属性	兴奋性突触时间常量 τ_e		2ms
	兴奋性突触逆转电位 E_e		0mV (3.7)
	兴奋性突触权值 w_e	0.14mV (0.007)	0.66nS(0.0384× G_l)
抑制性突触属性	抑制性突触时间常量 τ_i		10 ms
	抑制性突触逆转电位 E_i		-80 mV (-0.3)
	抑制性突触权值 w_i	-0.12 mV (-0.006)	0.632 nS(0.0368× G_l)

3.1 单脉冲激励的突触后电位分析

对简单的脉冲耦合漏电 IF 神经元模型来说, 从突触输入一个脉冲时膜电位瞬时更新, 并且更新后的电位值是常量, 与当前神经元的状态无关. 但在实际的生物神经元中, 突触输入脉冲的效果等价于更新突触后的膜电导, 由兴奋性和抑制性突触电导共同决定突触后

电位的时间变化过程, 也就是说, 突触后电位与突触前活性紧密相关. 指数突触电导 IF 神经元模型的主要特点在于: (1) 神经元的膜电位非瞬时更新, 由突触后电位的时间变化过程决定; (2) 突触后电位的峰值与形状由神经元的初始膜电位和突触电导共同决定.

图 1 给出了初始兴奋性和抑制性突触电导均为 $1 \times G_l$ 时不同神经元模型的兴奋性和抑制性突触后电位 (excitatory and inhibitory postsynaptic potentials, EPSP and IPSP) 的时间变化过程. 从图 1(a) 中可以看出, 在初始膜电位为静息电位时, 从兴奋性突触输入一个脉冲, 指数突触电导 IF 和 PME 神经元模型的 EPSP 快速上升至峰值, 然后慢速下降; 而脉冲耦合漏电 IF 神经元模型的膜电位瞬时更新(这里, 突触权值取指数突触电导 PME 神经元模型的 EPSP 峰值), 然后按膜时间常量衰减. 图 1(b) 是在初始膜电位为阈值电位时, IPSP 的时间变化过程.

为了比较指数突触电导 IF 和 PME 神经元模型在单脉冲激励下突触后电位的动态特性, 我们计算不同状态下神经元突触后电位的峰值及峰值时间. 对于固

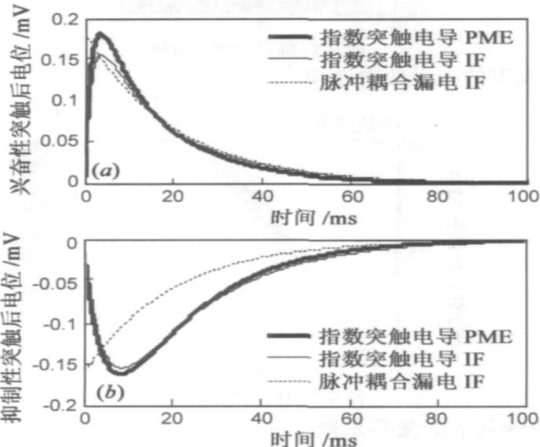


图 1 不同模型的 EPSP 和 IPSP 时间变化过程比较

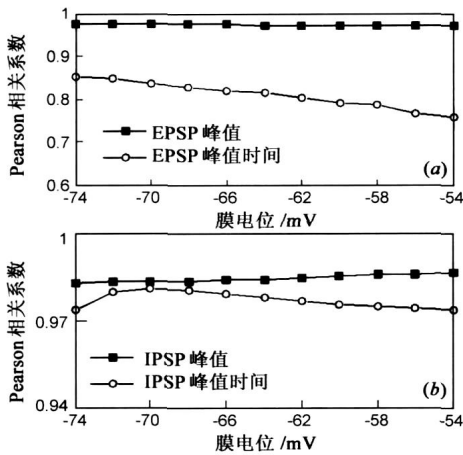


图 2 指数突触电导 IF 和 PME 神经元模型的 EPSP 和 IPSP 峰值及峰值时间比较

定的初始膜电位, 当兴奋性和抑制性突触电导的变化区间为 $[0, 10 \times G_i]$, 变化步长为 $1 \times G_i$ 时, 就可得到两种模型突触后电位峰值及峰值时间的分布矩阵, 并求对应分布矩阵的 Pearson 相关系数. 图 2(a) 和 (b) 分别给出了神经元膜电位从静息电位变化到阈值电位时 EPSP 和 IPSP 峰值及峰值时间的比较结果(膜电位的变化步长为 2mV), 可以看出, 指数突触电导 IF 神经元模型较好的模拟了生物神经元单脉冲激励下突触后电位的动态特性.

3.2 多脉冲激励的自发发放统计特性

在生物神经网络中, 通常观测到神经元具有自发发放特性, 是由连接到神经元的兴奋性和抑制性突触

随机发放的脉冲激励所得, 其中每个突触发放的脉冲序列满足一定频率的 Poisson 分布. 在生理模型中, 神经元有 10,000 个兴奋性突触, 3000 个抑制性突触, 每个突触发放脉冲的频率范围为 0 到 10Hz, 因此, 兴奋性脉冲输入总频率为 0 到 100kHz, 抑制性脉冲输入总频率为 0 到 30kHz.

对于脉冲耦合漏电 IF 神经元模型, 我们定义兴奋性和抑制性突触权值分别为指数突触电导 PME 神经元模型在静息电位和阈值电位下 EPSP 和 IPSP 峰值的平均值, 即 $0.14\text{mV}(0.007)$ 和 $-0.12\text{mV}(-0.006)$. 图 3 给出了三种模型在各种脉冲频率输入下神经元的自发放电频率, 可以看到指数突触电导 IF 神经元模型的自发放电特性接近指数突触电导 PME 神经元模型, 和脉冲耦合漏电 IF 神经元模型相差较大, 主要原因是脉冲耦合漏电 IF 神经元模型膜电位的更新值是通过估算得到的固定值, 没有反应神经元的突触前活性特征.

为了进一步研究不同神经元模型的自发放电统计特性, 我们计算神经元脉冲时间间隔 (interspike interval, ISI) 的变异系数 C_V ,

$$C_V = \sigma_{\text{ISI}} / \bar{T}_{\text{ISI}}$$

其中, σ_{ISI} 表示 ISI 的标准方差, \bar{T}_{ISI} 表示 ISI 的平均值. 从图 4 中可以看到, 当神经元脉冲的输出频率越高, ISI 越规则, 即 C_V 具有更小的值. 此外, 指数突触电导 IF 神经元模型的 C_V 分布更接近指数突触电导 PME 神经元模型.

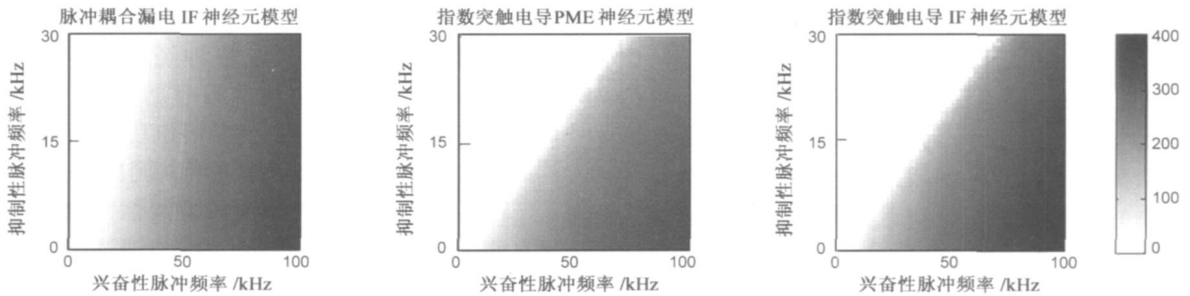


图 3 不同模型在不同频率兴奋性和抑制性脉冲输入下的自发放电频率

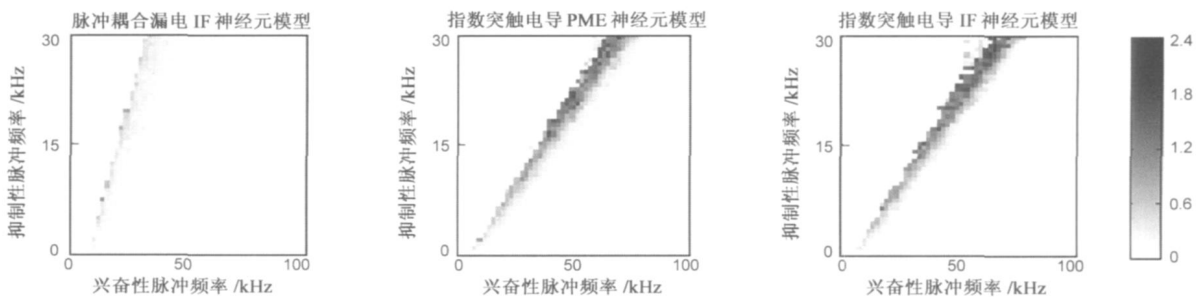


图 4 不同模型在不同频率兴奋性和抑制性脉冲输入下的变异系数

4 指数突触电导 IF 神经元模型的事件驱动模拟策略

事件驱动模拟策略的一般处理步骤为: (1) 确定下一个事件, 即确定哪个神经元将发放脉冲; (2) 根据相应状态变量的解析式更新该神经元的状态变量; (3) 脉冲传播, 即更新目标神经元的状态变量. 为了确定下一个事件, 需要一个用于保存未来要发生事件的有序列表, 这个列表存储每个神经元下次脉冲的发放时间. 列表中的脉冲发放时间在当前无脉冲输入的情况下是正确的, 但如果有新的脉冲输入, 相应神经元的下次脉冲发放时间需要更新, 但至少列表中最早的脉冲发放时间是正确的.

4.1 脉冲发放时间计算

由于皮层神经网络中神经元膜电位的分布通常为中心远离阈值电位的高斯分布^[13], 神经元下次脉冲发放时间很多情况下为 $+\infty$. 因此, 寻求测试神经元是否发放脉冲的快速算法相当重要.

根据式(7)和(8), 指数突触电导 IF 神经元膜电位能否在一段时间后达到阈值电位 E_t , 完全由初始状态 $(v(0), g_e(0), g_i(0))$ 决定. 如果神经元在初始状态下发放脉冲, 则在初始膜电位大于 $v(0)$ 时, 神经元也发放脉冲. 我们定义 $v^*(g_e(0), g_i(0))$ 为脉冲发放的最小初始膜电位, 因此点集合

$$C^* = \{v^*(g_e, g_i), g_e, g_i \mid g_e \geq 0, g_i \geq 0\}$$

表示脉冲发放的最小初始膜电位曲面, 只有当神经元的状态在这个曲面之上时才发放脉冲. 实际上, $v^*(g_e(0), g_i(0))$ 的取值分两种情况: (1) $v^*(g_e(0), g_i(0))$ 不存在, 无论给定怎样的初值, 神经元无脉冲发放, 我们设定 $v^*(g_e(0), g_i(0)) = E_t$; (2) $v^*(g_e(0), g_i(0)) \in [0, E_t)$, 当 $v(0) < v^*(g_e(0), g_i(0))$ 时, 神经元无脉冲发放, 否则发放脉冲. 为了区分这两种情况, 我们定义神经元在初始时刻的分界电位为

$$v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) = (g_e(0)E_e + g_i(0)E_i) / (1 + g_e(0) + g_i(0))$$

根据式(7)、(8)及导数可知, 当 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) \leq v(0)$ 时, 神经元膜电位降低, 否则升高.

定理 1 如果 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) \leq E_t$, 则 $v^*(g_e(0), g_i(0)) = E_t$; 否则 $v^*(g_e(0), g_i(0)) \in [0, E_t)$.

证明 对于任意给定的 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0))$, 如果 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) \leq E_t$, 总存在 ε 使 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) = E_t - \varepsilon$, 当 $v(0) \geq E_t - \varepsilon$ 时, 神经元膜电位降低; 当 $v(0) < E_t - \varepsilon$ 时, 神经元膜电位先升高, 后下降, 但其峰值不大于 $E_t - \varepsilon$. 因此不存在初始膜电位使神经元的膜电位达到 E_t , 即 $v^*(g_e(0), g_i(0)) = E_t$.

对于 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) > E_t$, 总可以找到一个 $v^*(g_e(0), g_i(0)) < v^\Delta(g_e(0), g_i(0))$, 使神经元膜电位升高至 E_t , 因此存在 $v^*(g_e(0), g_i(0)) \in [0, E_t)$. 当 $v(0) < v^*(g_e(0), g_i(0))$ 时, 神经元无脉冲发放, 否则发放脉冲.

在初始膜电位为 $v^*(g_e(0), g_i(0))$ 时, 假设在 t^* 时刻神经元膜电位达到阈值电位 E_t , 则 $dv(t^*)/dt^* = 0$, 将其代入式(7)的导数得到关于 t^* 的方程式, 应用 Newton-Raphson 方法求解可得 t^* .

由上面的讨论可得定理 2.

定理 2 如果 $v(t^*) < E_t$, 神经元无脉冲发放; 否则发放脉冲.

由定理 1 和 2 可测试神经元是否发放脉冲, 如果有脉冲发放, 则需计算神经元脉冲的发放时间. 从式(7)及导数可以看到神经元膜电位 $v(t)$ 先升高, 到达峰值后下降, 因此 $v(t)$ 两次经过 E_t , 神经元正确的脉冲发放时间在上升部分, 即第一次 $v(t)$ 与 E_t 相交的时刻. 由于上升轨迹为凸的, 从而保证 Newton-Raphson 方法收敛到正确的结果. 在模拟实验中, Newton-Raphson 方法平均需要 4 次循环就可达到很高的精度.

4.2 事件驱动模拟器

指数突触电导 IF 神经元的状态由膜电位 v 、兴奋性和抑制性突触电导 g_e 和 g_i 决定, 而这三个变量在两个脉冲事件之间的连续变化过程可由式(7)和(8)确定. 下面给出了事件驱动模拟器的三个操作函数.

4.2.1 输入脉冲更新函数

当在时刻 t 从突触 k 输入一个脉冲, 假定上次更新时刻为 t_l , 执行如下的步骤:

步骤 1: $v(t) \rightarrow v(t - t_l)$, 将初始值 $v(0) = v(t_l)$, $g_{\{e, i\}}(0) = g_{\{e, i\}}(t_l)$ 代入式(7)求得;

步骤 2: $g_{\{e, i\}}(t) \rightarrow g_{\{e, i\}}(t - t_l)$, 将初始值 $g_{\{e, i\}}(0) = g_{\{e, i\}}(t_l)$ 代入式(8)求得;

步骤 3: $g_{\{e, i\}}(t) \rightarrow g_{\{e, i\}}(t) + w_{\{e, i\}, k}$.

4.2.2 脉冲发放更新函数

当在时刻 t 发放一个脉冲, 假定上次更新时刻为 t_l , 执行如下的步骤:

步骤 1: $v(t) \rightarrow E_r$;

步骤 2: $g_{\{e, i\}}(t) \rightarrow g_{\{e, i\}}(t - t_l)$, 将初始值 $g_{\{e, i\}}(0) = g_{\{e, i\}}(t_l)$ 代入式(8)求得.

4.2.3 脉冲发放时间计算函数

在每次更新时刻 t , $(v(0), g_e(0), g_i(0))$ 为更新后的值, 执行如下的步骤:

步骤 1: 快速测试. 计算 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0))$, 如果 $v^\Delta(g_e(0), g_i(0)) \leq E_t$, 神经元下次脉冲发放时间为 $+\infty$;

步骤 2: 完全测试. 计算 t^* , 如果 $v(t^*) < E_t$, 神经

元下次脉冲发放时间为 $+\infty$;

步骤 3: 脉冲计算. 应用 Newton-Raphson 方法计算神经元下次脉冲发放时间.

5 模拟实验

5.1 网络模型

我们模拟了由 1000 个指数突触电导 IF 神经元随机连接构成的网络, 按生理实验结果, 网络中兴奋性神经元占 80%, 抑制性神经元占 20%, 并且每个神经元可接受一定频率的外部兴奋性脉冲输入. 神经元之间的连接概率为 0.5, 即网络中每个神经元的突触数目为 500 (不包括外部突触). 指数突触电导 IF 神经元模型的膜时间常量、兴奋性和抑制性突触时间常量、逆转电位取表 1 中的参数. 兴奋性突触权值在区间 $[0, 0.192 \times G_i]$ 内均匀取值, 其动态变化过程满足下面描述的 STDP (spike-timing dependent plasticity, STDP) 规则; 抑制性突触权值为 $0.184 \times G_i$, 并且不具有突触可塑性. 同时在网络模型中考虑脉冲的传播延迟, 延迟时间在 $[0, 10\text{ms}]$ 内均匀取值. 每个神经元接受外部兴奋性脉冲序列输入, 满足频率为 1000Hz 的 Poisson 分布, 外部兴奋性突触权值为 $0.192 \times G_i$.

5.2 STDP 规则

学习的神经生理学基础是神经元之间的突触强度可动态变化, 最近的研究表明, 兴奋性突触的动态修饰由 STDP 规则确定^[14]. 如果兴奋性突触前神经元发放的脉冲在突触后神经元点火之前到达, 则突触增强; 反之, 突触减弱. 突触增强和减弱的强度满足下面的数学模型:

$$A_+ \exp(- (t_{\text{post}} - t_{\text{pre}}) / \tau_+) \quad , \quad \text{如果 } t_{\text{pre}} < t_{\text{post}}$$

$$- A_- \exp(- (t_{\text{pre}} - t_{\text{post}}) / \tau_-) \quad , \quad \text{如果 } t_{\text{pre}} > t_{\text{post}}$$

其中, t_{pre} 和 t_{post} 分别表示突触前和突触后神经元脉冲的发放时间, $\tau_+ = \tau_- = 20\text{ms}$, $A_+ = 0.005 \times \bar{g}$ 和 $A_- = A_+ \times 1.05$, \bar{g} 表示突触变化的最大值, 即所有兴奋性突触的变化区间为 $[0, \bar{g}]$, $\bar{g} = 0.192 \times G_i$.

5.3 模拟结果

我们在个人标准 PC 上用 C++ 语言实现了指数突触电导 IF 神经元模型的事件驱动模拟器, 并分别应用

事件驱动模拟策略和不同时间步长的时钟驱动模拟策略模拟了上面描述的基于动态突触的随机网络. 图 5 给出了网络模拟生物时间 60s 的模拟结果, 运行环境为 Pentium 4 CPU 1.28GHz, 内存 256MB. 为了比较不同模拟策略的网络运行时间性能和脉冲时间精度对网络神经动态特性的影响, 我们将模拟过程分为 60 个时间段, 每个时间段为 1s.

图 5(a) 给出了模拟时间(这里的时间为实际运行时间, 本文模型中的时间都为生物时间) 曲线图, 对于事件驱动模拟策略, 网络模拟 1s 的平均时间为 81.19s; 对于时钟驱动模拟策略, 当时间步长 dt 为 0.1 和 0.01ms 时, 网络模拟 1s 的平均时间分别为 124.55 和 930.34s. 可以看出, 时钟驱动模拟策略的时间复杂度主要由所选定的时间步长决定, 而事件驱动模拟策略的时间复杂度则由网络中总的脉冲事件数决定. 图 5(b) 给出了模拟时间和脉冲事件数的关系图, 正如我们所期望的一样, 模拟结果很好地拟合成一条直线. 在计算指数突触电导 IF 神经元脉冲发放时间时, 快速测试和完全测试占总脉冲事件数的比例分别为 71.13% 和 28.29%.

其实, 更为重要的是不同的模拟策略严重地影响了网络的神经动态特性, 对于时钟驱动模拟策略来说, 脉冲的时间精度由所选定的时间步长决定, 而事件驱动模拟策略可精确地计算脉冲的发放时间. 为了分析脉冲时间精度对网络神经动态特性的影响, 在每个时间分段的结束时刻, 计算由事件驱动和时钟驱动模拟策略所产生的兴奋性突触的 Pearson 相关系数, 用 P_{cc} 表示, 图 5(c) 为模拟结果. 可以看出: (1) 时钟驱动模拟策略对网络中兴奋性突触的动态变化有较大的影响, 当模拟结束时, 和事件驱动模拟策略相比, 兴奋性突触的 Pearson 相关系数分别为 0.9315 ($dt = 0.1\text{ms}$) 和 0.9319 ($dt = 0.01\text{ms}$); (2) 时钟驱动模拟策略的时间步长越小, 即脉冲的时间精度越高, 网络的神经动态特性就越接近事件驱动模拟策略. 此外, 在事件驱动模拟策略下, 神经元发放脉冲的平均频率为 5.52Hz; 在时钟驱动模拟策略下, 神经元发放脉冲的平均频率分别为 5.75Hz ($dt = 0.1\text{ms}$) 和 5.63Hz ($dt = 0.01\text{ms}$).

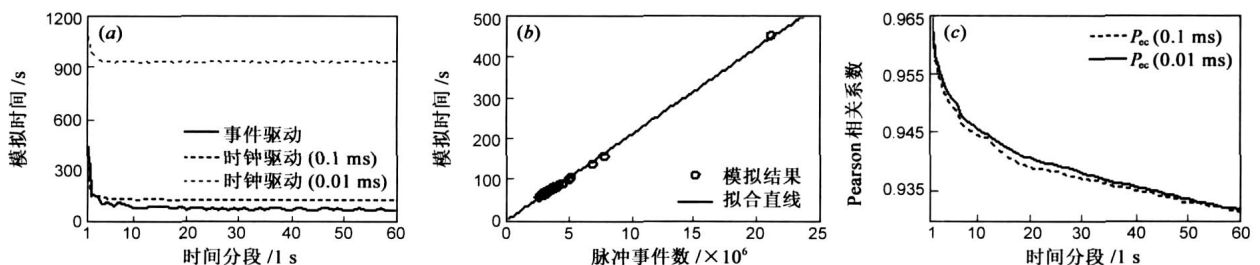


图 5 指数突触电导 IF 神经网络的事件驱动和时钟驱动模拟策略比较

6 结论

对于脉冲神经网络的模拟来说, 事件驱动模拟策略比传统的基于数值积分的时钟驱动模拟策略更精确, 因为它能精确计算出神经元脉冲的发放时间. 事件驱动模拟策略的主要缺点在于必须得到神经元膜方程的解析表达式, 或其状态变量的近似解析式. 以前的工作主要模拟一些简单的神经元模型, 为此, 本文提出了能进行精确模拟的指数突触电导 IF 神经元模型, 通过比较新模型和脉冲耦合漏电 IF、指数突触电导 PME 模型的脉冲反应动态特性, 发现其动态行为与反应特性非常接近后者, 而计算效率和前者接近. 基于指数突触电导 IF 神经元模型的解析式, 我们构建了相应的事件驱动模拟策略, 并分别应用不同时间步长的时钟驱动模拟策略和事件驱动模拟策略模拟了基于动态突触的随机网络, 模拟结果表明: (1) 事件驱动模拟策略的模拟时间与网络中总的事件数线性成比例; (2) 不同模拟策略的脉冲时间精度会影响网络的神经动态特性.

参考文献:

- [1] Lapique L. Recherches quantitatives sur l'excitation électrique des nerfs traitée comme une polarisation[J]. J Physiol Pathol Gen, 1907, 9: 620– 635.
- [2] Hansel D, Mato G, Meunier C, Neltner L. On numerical simulations of integrate and fire neural networks[J]. Neural Comput, 1998, 10(2): 467– 483.
- [3] Senn W, Markram H, Tsodyks M. An algorithm for modifying neurotransmitter release probability based on pre and postsynaptic spike timing[J]. Neural Comput, 2001, 13(1): 35– 67.
- [4] Rotter S, Diesmann M. Exact digital simulation of time invariant linear systems with applications to neuronal modeling[J]. Biol Cybern, 1999, 81(5/6): 381– 402.
- [5] Shelly M J, Tao L. Efficient and accurate time stepping schemes for integrate and fire neuronal networks[J]. J Comput Neurosci, 2001, 11(2): 111– 119.
- [6] Morrison A, Straube S, Plesser H E, Diesmann M. Exact subthreshold integration with continuous spike times in discrete time neural network simulations[J]. Neural Comput, 2007, 19(1): 47– 79.
- [7] Mattia M, Del Giudice P. Efficient event driven simulation of

large networks of spiking neurons and dynamical synapses[J].

Neural Comput, 2000, 12(10): 2305– 2329.

- [8] Delorme A, Thorpe S J. Spikenet: An event driven simulation package for modeling large networks of spiking neurons[J]. Network: Comput Neural Syst, 2003, 14(4): 613– 627.
- [9] Makino T. A discrete event neural network simulator for general neuron models[J]. Neural Comput and Applic, 2003, 11(2): 210– 223.
- [10] Rudolph M, Destexhe A. Analytical integrate and fire neuron models with conductance based dynamics for event driven simulation strategies[J]. Neural Comput, 2006, 18(9): 2146– 2210.
- [11] Destexhe A, Rudolph M, Paré D. The high conductance state of neocortical neurons in vivo[J]. Nat Rev Neurosci, 2003, 4(9): 739– 751.
- [12] Brette R. Exact simulation of integrate and fire models with synaptic conductances[J]. Neural Comput, 2006, 18(8): 2004 – 2027.
- [13] Destexhe A, Rudolph M, Fellous J M, Sejnowski T J. Fluctuating synaptic conductances recreate in vivo like activity in neocortical neurons[J]. Neuroscience, 2001, 107(1): 13– 24.
- [14] Song S, Miller K D, Abbott L F. Competitive Hebbian learning through spike timing dependent synaptic plasticity[J]. Nature Neurosci, 2000, 3(9): 919– 926.

作者简介:



蔺想红 男, 1976 年生于甘肃天水. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院博士研究生. 研究方向为神经网络、进化计算.
E-mail: wahh@hit.edu.cn



张田文 男, 1940 年生于辽宁大连. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院教授, 博士生导师. 研究方向为虚拟现实、主动视觉、小波信号处理、自然计算、人工生命.