

# 基于脉冲神经网络的类脑计算

王秀青<sup>1</sup>, 曾 慧<sup>2</sup>, 韩东梅<sup>1</sup>, 刘 颖<sup>1</sup>, 吕 锋<sup>1</sup>

(1. 河北师范大学计算机与网络空间安全学院, 石家庄 050024; 2. 北京科技大学自动化学院, 北京 100083)

**摘 要:** 针对当前重要国际科技前沿——类脑计算进行研究, 讨论了类脑计算的研究内容、特点和研究现状. 类脑计算不是简单的人脑神经元的模拟和神经元模型的应用, 而是对人脑的信息处理规律、复杂的工作模式及思维、学习、推理、决策本质性机理的深层次模拟. 脉冲神经网络比传统神经网络具有更好的生物似真性, 并能同时融入时、空信息, 更适用于受人类推理、判断、决策等思维过程启发的类脑计算. 因此, 介绍了脉冲神经网络的特点、脉冲神经元模型、脉冲编码, 以及脉冲神经网络在模式识别等领域中的应用, 并对基于脉冲神经网络的类脑计算方法和神经形态芯片的研究现状及未来的发展进行了讨论. 基于脉冲神经网络的类脑计算会对未来的生活、经济发展产生深远影响.

**关键词:** 脉冲神经网络; 类脑计算; 神经形态芯片; 神经元模型; 脉冲编码; 时空信息

**中图分类号:** TP 18

**文献标志码:** A

**文章编号:** 0254-0037(2019)12-1277-10

**doi:** 10.11936/bjtxb2018100018

## Brain-inspired Computing Based on Pulsed Neural Networks

WANG Xiuqing<sup>1</sup>, ZENG Hui<sup>2</sup>, HAN Dongmei<sup>1</sup>, LIU Ying<sup>1</sup>, LÜ Feng<sup>1</sup>

(1. College of Computer and Cyber Security, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Nowadays, brain-inspired computing is one of the most important international research frontiers of science and technology. The paper is focused on the topic about brain-inspired computing. The features, research contents and situation of brain-inspired computing were discussed. Brain-inspired computing is not only the simple simulation of neurons in human being's brains, but also the simulation for the rules of people's information processing, complex working mode, and the essence nature of human being's thought, study, deduction and decisions making. As brain-inspired computing is enlightened by the process of human's reasoning, judging, and decisions making, pulsed neural networks (pulsed NNs) incorporated with temporal and spatial information simultaneously, which are bio-plausible and different from the traditional artificial neural networks, are suitable for brain-inspired computing. Pulsed NNs' characters, neuron models, and pulsed encoding and the applications in pattern recognition and other disciplines were presented in this paper. The situation and future direction of the research of brain-inspired computing methods and neuromorphic chips based on pulsed NNs were discussed. Brain-inspired computing based on pulsed NNs will significantly affect our life and economy in the future.

**Key words:** pulsed neural networks; brain-inspired computing; neuromorphic chip; neuron model; pulsed encoding; spatial-temporal information

收稿日期: 2018-10-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61673160); 河北省自然科学基金资助项目(F2018205102); 河北省教育厅基金资助项目(QN2018087)

作者简介: 王秀青(1970—), 女, 教授, 主要从事智能计算、先进机器人技术方面的研究, E-mail: xqwang@hebtu.edu.cn

脑科学和类脑智能技术是当前国际重要的科技前沿. 在过去的几年间, 脑科学研究的热潮正在兴起, 许多发达国家和地区投入巨资启动了脑研究计划. 2013 年, 欧洲联盟启动了人脑工程项目, 美国开启了人脑创新计划; 2014 年, 日本文部科学省宣布进行日本的人脑/思维研究计划. “脑科学与认知”是我国 2006—2020 年 8 个基础研究的科学前沿问题之一. 我国在类脑智能机器人的研究方面也率先进行了布局. 国家自然科学基金资助脑研究的经费近 20 亿元. 2012 年起, 中国科学院设立了 B 类战略性先导科技专项项目, 每年投入约 600 亿元, 其中类脑计算、类脑芯片与类脑机器人是该项目的重要研究方面<sup>[1-7]</sup>. 作为我国未来发展的重大科技项目之一的脑研究计划, 也是我国“十三五”规划的重点内容. 我国的脑研究计划包括神经科学基础研究、脑疾病研究和类脑计算<sup>[8]</sup>.

本文阐述了类脑计算的研究内容、特点及研究现状, 介绍了类脑计算中广为使用的似真神经网络——脉冲神经网络的神经元模型、编码, 并针对脉冲神经网络在类脑计算中的应用进行讨论, 展望了基于脉冲神经网络的类脑计算的未來研究方向.

## 1 类脑计算

类脑计算是脑研究计划中的一个重要方面, 通俗地讲, 类脑计算就是以人脑的方式进行计算. 不同的学者对类脑计算的具体研究内容有不同的理解. 复旦大学危辉教授认为, “类脑计算是一种模仿神经生理学和生理心理学机制, 为某种智能应用设计实现方法的研究. 它是人工智能研究的一个子集, 针对智能仿真及其应用, 研究内容涵盖计算机科学、自动化和控制论范畴的算法设计和系统实现等”<sup>[9]</sup>. 还有学者认为类脑计算方法试图探寻一种更接近生物大脑思维模式的计算体系结构, 采用并行计算, 借助具有生物似真性的脉冲神经网络来构建类脑的识别、自主学习方法. 类脑计算不是简单的人脑神经元的模拟和神经元模型的应用, 而应该是对人脑的信息处理规律、复杂的工作模式以及思维、学习、推理、决策的本质性机理进行深层次模拟. 中国科学院自动化所曾毅研究员提出了类脑智能的概念<sup>[10]</sup>.

类脑计算的研究是以神经科学的研究为依据, 尤其是以大脑信息处理基本原理的研究为基础, 主要涉及理论层面的类脑计算方法研究和硬件应用层面的神经形态芯片的研究, 包括: 1) 类脑计算方法

的研究; 2) 类脑计算器件的研究. 其中类脑计算方法包括类脑计算模型和学习处理算法的研究.

脑与神经科学的研究给予了人工智能研究领域诸多的重要启示, 二者交叉并进, 理解生物学中脑的特点对人工智能领域的发展具有推动作用. 传统的神经网络虽然在神经元、突触联结等方面从脑神经科学得到了借鉴, 但与实际的脑神经信息处理机制还有较大的差别. 在真实的人脑神经系统中脑神经元和突触直接相联, 能耗少, 联结神经元的突触具有可塑性, 可以通过联结突触的前后神经元所发出信号的强弱、极性、频率来调整突触传递的效能, 并在前突触神经元发出的信号消失后依旧能保持突触的效能. 人脑的这一特点使大脑的神经网络结构动态可塑, 并能随外部信息的变化进行自适应的调整, 这也是类脑计算的生物学基础.

基于冯·诺依曼体系结构的传统计算机系统具有如下的局限性: 在计算机系统里, 中央处理单元与存储单元是分立的, 二者之间通过总线进行信息传送, 芯片的信息处理能力受总线宽度的制约; 处理单元一直处于工作状态, 能耗大; 传统计算机只能通过已编制好的程序完成任务, 对于所编程序之外的任务和要求则无能为力, 缺少泛化和自主学习的能力.

与传统计算方式相比, 类脑计算具有如下特点:

1) 类脑计算模型和方法泛化性好, 并具有自主学习的能力. 2) 类脑计算模型应具有动态调节的能力. 3) 类脑形态芯片及类脑计算机相比于传统的冯·诺依曼计算机具有更低的功耗. 通过对类脑计算的研究, 可获得具有更好的泛化性和自主学习能力的类脑计算方法和类脑计算硬件、类脑计算机、类脑机器人, 从而达到更高层次的类脑智能<sup>[10]</sup>.

### 1.1 类脑计算方法的研究

神经科学的研究为人工智能领域中新算法和新的智能体系结构的探索提供了丰富的资源, 类脑计算方法是在神经科学研究成果的基础上发展起来的, 它不同于传统的基于数学模型和逻辑的人工智能方法, 与类脑计算方法相比, 传统的智能计算方法缺少泛化性和自主学习的能力. 鉴于类脑计算的优点, 众多学者致力于类脑计算方法的研究, 在该研究领域进行有益的探索, 并取得了一定的成果. Tang 等<sup>[11]</sup>提出了一种类脑的应用于机器人空间感知的模型; Naili 等<sup>[12]</sup>提出了解决模糊多决策判据的类脑方法; Koichi 等<sup>[13]</sup>提出通过机器学习模块构建更高级的类脑感知系统; Zheng 等<sup>[14]</sup>提出一种基于储备池计算模型的类脑燃料电池故障诊断方法.

中国科学院自动化所类脑信息处理研究团队在类脑计算方法上取得了一定成果<sup>[15-17]</sup>。我国清华大学类脑研究计算中心<sup>[18]</sup>、中国科学院类脑智能研究中心<sup>[19]</sup>和四川大学类脑计算研究中心<sup>[20]</sup>对于类脑计算的研究都取得了一定的研究成果。

## 1.2 类脑神经形态芯片的研究

人脑中大约有 100 万亿个神经突触和 1 000 亿个神经元相互联结组成复杂的脑神经网络,每天处理着各种复杂的事物,然而脑神经元仅在工作时消耗能量,使得大脑的功耗仅有 24 W。类脑神经芯片除了能模拟大脑的功能之外,另一个特点就是相比于非类脑芯片具有低功耗。

神经网络的硬件实现是神经网络应用于实际系统,实现实用化的关键技术。20 世纪 60 年代,人们已经开始了神经网络硬件实现的研究,Rosenblatt<sup>[21]</sup>在康奈尔航空实验室进行了感知机硬件实现的研究。1974 年,Adaptronics 公司开发了最早的神经元芯片。在国外,神经网络硬件实现技术是当今研究的热点,并已在神经网络芯片、生物芯片的研究方面获得重大进展。例如,德国 WAGNER 公司研制出了基于神经网络(neural networks, NNs)的医学专用芯片,并取得了较好的应用效果。IBM、Intel、AT&T 和 HNC 等公司也已研制出许多神经网络芯片和生物芯片,并应用于生产、国防以及科研中。

忆阻器是模仿大脑功能的关键,国内在神经形态器件,尤其是固态存储器的研究中取得了一定的成果。清华大学成功研制出模拟神经突触的忆阻器<sup>[22]</sup>。北京大学通过过渡金属氧化物忆阻器实现了脉冲时间依赖可塑性(spike-timing dependent plasticity, STDP)学习规则<sup>[23-24]</sup>。国防科技大学也在忆阻器模型及器件研发方面取得了一定的成果<sup>[25]</sup>。南京大学实现了基于氧化物双层晶体管的突触和神经元,并且实现了 STDP、长期增强学习(long-term potentiation, LTP)等学习规则<sup>[26-29]</sup>。中国科学院上海微系统与信息技术研究所在相变存储器材料的研制中取得了可喜的成果<sup>[30-31]</sup>。

相比于国外的研究成果,我国由于制造业、半导体材料技术的落后,虽然在反向传播(back-propagation, BP)、径向基(radial basis function, RBF)、Hopfield 网络的硬件实现上取得了一定的成果,但相对于国外神经网络的硬件实现、神经芯片的研制方面仍然存在差距。要更好地模拟大脑神经网络的工作需要一种与人脑神经元极为接近的神经元模型,而脉冲神经元模型具有这样的特性。

## 2 脉冲神经网络概述

在 20 世纪 90 年代中后期,神经生物学的研究者发现了神经元胞体或轴突附近的一系列短脉冲,这些脉冲被称为 Spikes<sup>[32]</sup>。这些脑神经元的不同脉冲输出模式代表着不同信息。此外,神经生物学的研究成果也证明许多生物神经系统利用不同数量的尖脉冲和脉冲输出时间代表不同的信息。神经生物学的研究成果促使比传统神经元具有更好的生物似真性的脉冲神经元模型的产生。脉冲神经元构成脉冲神经网络(pulsed neural networks, pulsed NNs),又称 Spiking 神经网络(spiking neural networks, SNNs)。迄今为止,有学者把神经元模型的发展分为 3 代<sup>[32-33]</sup>:由 McCulloch-Pitts 阈值神经元模型组成第 1 代人工神经网络;第 2 代神经网络使用连续的激活函数,网络的输入和输出均为模拟信号;第 3 代为脉冲神经网络,使用独立的尖脉冲传递信息,可以工作在离散时间,并能够将时间和空间信息同时融于 SNNs 中。

Maass 教授研究团队在脉冲神经网络研究中取得了重要成果<sup>[32-33]</sup>。瑞士联邦工学院神经计算实验室的 Gerstner 教授等在脉冲神经元模型、STDP 学习规则等理论研究方面做出了突出贡献<sup>[34]</sup>。

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural networks, PCNNs)是脉冲神经网络的一种。马义德教授领导的研究团队在基于 PCNNs 的图像处理研究中取得了突出的成绩<sup>[35-37]</sup>。福建师范大学吴庆祥教授带领的研究团队在基于 SNNs 的目标识别和行人检测方面取得了相关研究成果<sup>[38]</sup>。

与传统神经网络相比,脉冲神经网络的特点<sup>[32-33]</sup>如下:1)速度快,实时性好。脉冲神经网络通过发出尖脉冲的数量、频率及相对时间来进行计算和传递信息,这使得 SNNs 中融入了时间信息,因而很容易将实时信息嵌入神经网络,可以更有效地代表动态环境。SNNs 具有速度快、效能高、实时性好等特点。2)计算能力强,SNNs 芯片功耗低。SNNs 可以使用比传统神经网络更少的神经元完成更复杂的任务。这些特点使得完成同样功能的 SNNs 神经芯片比传统神经芯片具有更小的体积和更低的功耗。3)具有更好的生物似真性。4)由 SNNs 实现的神经形态硬件系统具有更好的鲁棒性。脉冲神经元模型可通过硬件电路进行模拟,由于 SNNs 通过不同的脉冲模式传递信息,所以具有更强的鲁棒性。



脉冲神经网络所独有的不同于传统神经网络和其他智能计算方法的特性,使其更适合应用于受人脑思维推理、判断和决策过程启发的类脑计算中。

## 2.1 脉冲神经元模型

在脉冲神经元模型<sup>[38-40]</sup>中常用的是阈值点火模型,其中广为使用的是脉冲响应模型(spike respond model, SRM)和积分点火(integrated-and-fired, IAF)神经元模型,SRM 又称 Spike 响应模型。Spiking IAF 神经元模型可看作是 SRM 模型的特例。

在此节中,  $u_i$  表示脉冲神经元  $i$  的膜电压;  $\Gamma_i$  表示与第  $i$  个神经元相连的前突触集合; 膜电压点火阈值为  $\vartheta$ , 当  $u_i$  达到点火阈值  $\vartheta$  时, 神经元  $i$  点火输出脉冲; 将脉冲神经元输出脉冲时刻记为  $t_i^f$ , 即  $t_i^f$  表示时间窗中第  $i$  个神经元点火输出脉冲的时刻;  $F_i$  表示神经元  $i$  输出脉冲的时间集合。

### 2.1.1 Spike 响应模型

SRM 神经元的膜电压  $u_i$  可用

$$u_i(t) = \sum_{t_i^f \in F_i} \eta_i(t - t_i^f) + \sum_{j \in \Gamma_i} \sum_{t_j^f \in F_j} \omega_{ij} \epsilon_{ij}(t - t_j^f) \quad (1)$$

描述。式中:  $\eta_i$  为神经元对自身输出脉冲的响应;  $\epsilon_{ij}$  为脉冲 SRM 神经元对其前突触输入脉冲的响应, 因而该模型称为脉冲响应模型。SRM 神经元膜电压如图 1 所示。

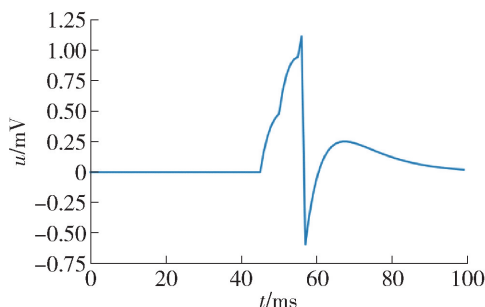


图 1 SRM 膜电压

Fig. 1 Membrane potentials of Spike respond model

核函数  $\eta_i$  和  $\epsilon_{ij}$  如图 2 所示。

$$\eta_i(s) = -\vartheta \exp\left(-\frac{s}{\tau}\right) H(s) \quad (2)$$

$$\epsilon_{ij}(s) = \left[ \exp\left(-\frac{s - \Delta^{ax}}{\tau_m}\right) - \exp\left(-\frac{s - \Delta^{ax}}{\tau_s}\right) \right] \cdot H(s - \Delta^{ax}) \quad (3)$$

式中:  $\tau$ 、 $\tau_m$ 、 $\tau_s$  为时间常数;  $H(s)$  为阶跃响应信号;  $\Delta^{ax}$  为脉冲信号在轴突上的传输延时。其中核  $\eta_i$  和  $\epsilon_{ij}$  除此列形式外, 还可以有其他的函数形式。

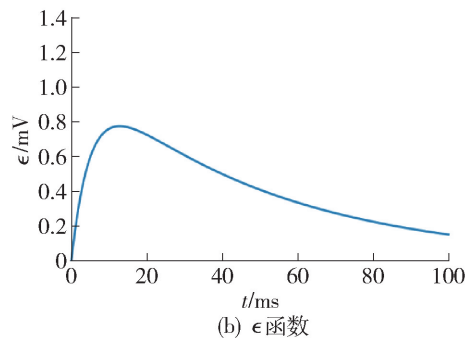
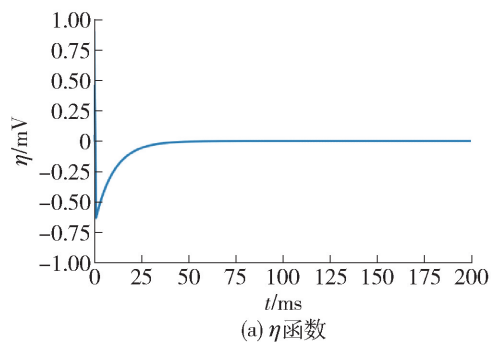


图 2 SRM 模型中的  $\eta$  和  $\epsilon$  函数

Fig. 2  $\eta$  and  $\epsilon$  functions of spike respond model

### 2.1.2 脉冲积分点火模型

脉冲积分点火模型简单、易于使用, 其原理见图 3<sup>[39]</sup>。IAF 神经元可以用硬件电路模拟, 图 3 中电流  $I$  由两部分组成: 流过电容的电流和流过电阻的电流。  $\tau_m = RC$  为时间常数,  $u_i$  是电容两端的电压。

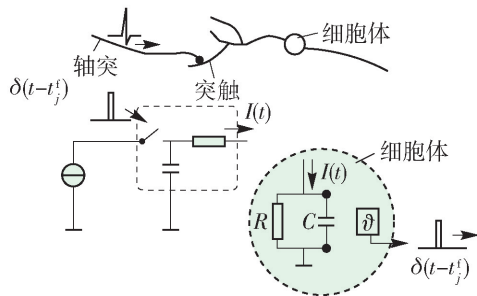


图 3 脉冲积分点火神经元模型原理图<sup>[39]</sup>

Fig. 3 Schematic of spiking integrated-and-fired neuron model<sup>[39]</sup>

$$\tau_m \frac{du_i}{dt} = -u_i(t) + RI(t) \quad (4)$$

该模型中  $u_i$  表示 IAF 神经元  $i$  的膜电压,  $\tau_m$  是神经元的膜时间常数,  $\tau_m = RC$ 。

由式(4)可以得到

$$u_i(t) = \sum_{t_i^f \in F_i} \eta_i(t - t_i^f) + \sum_{j \in \Gamma_i} \sum_{t_j^f \in F_j} \omega_{ij} \epsilon_{ij}(t - t_j^f) \quad (5)$$

IAF 神经元膜电压示意图见图 4。

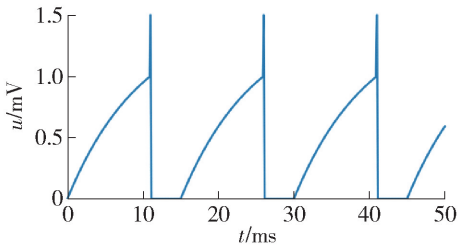


图 4 积分点火神经元膜电压

Fig. 4 Membrane potentials of integrated-and-fired neuron model

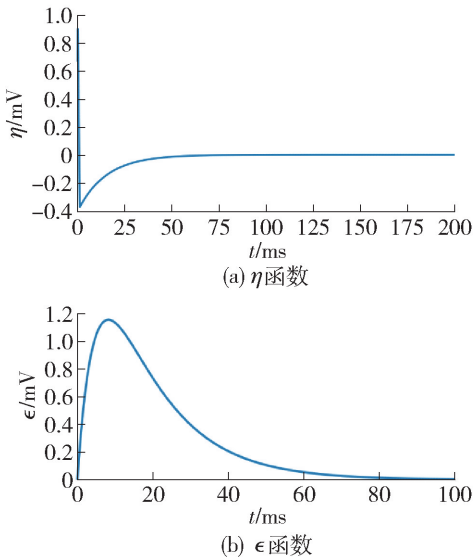
设  $\vartheta_{th}$  为 IAF 神经元  $i$  的点火阈值电压, 即当神经元的膜电压  $u_i \geq \vartheta_{th}$  时, 神经元输出一脉冲.  $\omega_{ij}$  为神经网络中前突触神经元  $j$  到后突触神经元  $i$  的联结权值. 设  $t_{fire}$  为神经元点火发出脉冲的时刻,  $T^{rest}$  为神经元的抑制 (静态) 期,  $V^{rest}$  为神经元的静态膜电压, 则神经元在  $t_{fire} \leq t \leq t_{fire} + T^{rest}$  期间,  $u_i = V^{rest}$ .

式(5)中,  $\eta_i$  和  $\epsilon_{ij}$  核分别为

$$\eta_i(s) = -(\vartheta - u^{rest}) \exp\left(-\frac{s}{\tau_m}\right) H(s) \quad (6)$$

$$\epsilon_{ij}(s) = \int_0^\infty \exp\left(-\frac{s'}{\tau_m}\right) \frac{1}{\tau_s} \exp\left(-\frac{s-s'}{\tau_m}\right) H(s) \quad (7)$$

IAF 核函数  $\eta_i$  和  $\epsilon_{ij}$  如图 5 所示.

图 5 IAF 的  $\eta$  和  $\epsilon$  函数Fig. 5  $\eta$  and  $\epsilon$  functions of integrated-and-fired model

## 2.2 脉冲编码

脉冲神经网络利用不同的脉冲模式代表不同的信息. 常用的脉冲神经元编码方式有: 1) 时延编码; 2) 脉冲频率编码; 3) 时序一致性编码; 4) 时空

信息编码; 5) 地址事件表示编码; 6) 阶次编码.

不同的编码方式采用不同的编码原理. 对于时延编码, 不同的脉冲时延代表输入刺激的相对强度不同, 例如: 外部引发脉冲输出的刺激越强, 则输出脉冲的时刻越早; 反之, 刺激越弱, 则输出脉冲的时刻越晚.

脉冲频率编码则用不同频率的脉冲序列作为不同输入的表示形式. 刺激强时, 输入脉冲频率高; 刺激弱时, 输入脉冲频率低.

脉冲时序一致性编码是利用不同神经元的输出脉冲发生的同时性来代表输入信号的强弱. 如果脉冲发生的同时性越强, 表明引起输出脉冲的信号强度越强; 反之, 则越弱.

地址事件表示 (address event representation, AER) 编码用于神经形态芯片中的一种编码方式, 每一个神经元被分配给一个地址, 当该神经元点火时就会将其地址信息推送到共享的异步总线上. 此编码方式便于在神经形态芯片中使用.

## 3 基于脉冲神经网络的类脑计算

### 3.1 脉冲神经网络在类脑计算方法中的应用

在国外已形成脉冲神经网络的研究热点, 其中新西兰奥克兰理工大学 Kasabov 教授研究组居于领先地位, 该研究组将基于脉冲神经网络的研究成果应用于模式识别中, 成功地进行了声音、人脸及味觉等模式的识别<sup>[41-45]</sup>. 此外, Kasabov 教授等还提出了基于脉冲神经网络的新型类脑计算模型 NeuCube<sup>[46-49]</sup>, 并利用 NeuCube 对各种脑电信号、功能性磁共振图像进行了有效的分析<sup>[50-51]</sup>.

奥地利的格拉茨工业大学的 Maass 教授领导的研究小组, 进行了基于 SNNs 的储备池计算模型——液体状态机 (liquid state machine, LSM) 的研究, 并取得了显著成果<sup>[33]</sup>. Floreano 教授领导的瑞士联邦工学院的智能系统实验室 (Laboratory of Intelligence System-LIS) 开展了基于脉冲神经网络的微控制器的研究, 该小组成功地将遗传算法用于脉冲神经网络的参数寻优上, 并将研究成果应用在微型移动机器人 Alice 和室内飞行机器人 MC1 的神经微控制器中<sup>[52]</sup>. 另外一些学者已成功将 SNNs 应用于机器人领域<sup>[53-54]</sup>, 基于脉冲神经网络的智能计算在移动机器人感知、控制方面取得了一些进展<sup>[55-59]</sup>, 并将类脑计算模型 NeuCube 应用于机械手故障诊断<sup>[60]</sup>. SNNs 具有较强的计算能力, 适用于模式识别、分类和高维聚类问题<sup>[61-67]</sup>.

中国科学院曾毅研究员及其团队进行了以生物可塑性体系化为主要研究内容的类脑脉冲神经网络的研究,并把经过突触可塑性学习规则训练的脉冲神经网络用于手写体识别,取得了较高的识别率.该研究团队还提出了受脑启发的提高脉冲神经网络学习能力的学习准则,即不同的时间依赖突触可塑性学习机制,基于神经元的兴奋性和抑制性的学习机制及神经元的动态分配、动态突触(突触的动态变化)学习规则等<sup>[68-70]</sup>.

Kheradpisheh 等<sup>[71]</sup>利用有监督的 STDP 学习算法训练脉冲深度卷积神经网络进行目标识别,并利用多学习层处理大规模的自然目标图像.脉冲深度神经网络(spiking deep neural networks,SDNNs)利用生物激发和非监督的 STDP 学习规则,可以学习诊断对象特征并忽略无关的背景信息.Orchard 等<sup>[72]</sup>提出了一种基于脉冲神经网络的脉冲层级模型,并将该模型应用于对象的识别.Cao 等<sup>[73]</sup>将 Spiking 神经元融入到卷积神经网络(convolution neural networks,CNNs)中成为 Spiking CNNs,利用 Spiking CNNs 进行了常用的物体识别,获得了与 CNNs 相近的识别准确率.Yu 等<sup>[74]</sup>先用 Gabor 滤波器对输入图像预处理,然后再利用脉冲神经网络对图像进行识别,提高了图像识别率.Sboev 等<sup>[75]</sup>提出了一种利用脉冲时间模式对输入信息进行编码,利用 STDP 学习规则进行训练的脉冲神经网络,该网络用来完成分类任务.在 Fisher 的 Iris 数据集上对该方法的有效性进行了测试.经过训练后,该网络的分类速度得以提高.

### 3.2 基于脉冲神经网络的神经芯片的研究

脉冲神经网络的硬件实现是神经形态芯片研究的一部分,也是类脑计算的重要方面.IBM(International Business Machines Corporation)研发的 TrueNorth 芯片融入了似真 SNNs 算法,因而实现了芯片的低功耗.美国斯坦福大学的脑硅片研究项目(brain in silicon project)中研制出了神经栅格(neurogrid)神经芯片系统,利用超大规模的模拟和数字集成电路构建了具有 60 亿个联结突触的 100 万个神经元.英国曼彻斯特大学的 SpiNNaker 研究项目以 SNNs 为基础,利用多个 ARM 芯片构建编程、计算仿真平台,每个 ARM 芯片可以仿真 1 000 个 Spiking 神经元,而每个 Spiking 神经元都可以具有 1 000 个具有生物似真性的联结突触<sup>[76]</sup>,这些神经元及相关结构由位于平面的网状结构中的 65 000 个芯片实现.此外,其他的国外研究者也通过硬件实

现了不同 SNNs 的应用<sup>[77-79]</sup>.

国内中国科学院计算所研制了国际上首个支持深度神经网络处理器架构芯片“寒武纪”<sup>[5,80]</sup>.浙江大学和杭州电子科技大学共同研发了中国首款脉冲神经网络芯片“达尔文”.该芯片的单核采用 2 048 个泄漏积分点火(leaky integrated and fired,LIF)神经元和 4 000 000 个神经突触,因此,在接受人的脑电信号后,可根据脑电信号控制神经元做出相应的反应<sup>[81-82]</sup>.施路平教授领导的清华大学研究团队开发出“天机”类脑芯片,该芯片既支持传统的人工神经网络,又支持 SNNs,可应用于图像处理中的特征提取<sup>[83]</sup>.华中科技大学研制的神经形态芯片可以实现突触和脉冲神经元的模拟,在此基础上还实现了多种形式的 STDP 学习<sup>[84-85]</sup>.

### 3.3 基于脉冲神经网络的类脑计算发展方向

类脑计算是脑科学、认知科学、信息科学、计算机科学技术、人工智能等多学科的交叉,是脑活动本质规律的模拟.脑神经及其认知系统是一个复杂系统,目前人们对于此领域的研究还有一定的局限性.基于脉冲神经网络的类脑计算的未来研究方向如下:

1) 类脑计算新模型的研究.依据脑信息处理的核心性机理,不拘泥于与脑的某些细节和结构的相似,而是从脑处理信息、进行决策的本质规律入手,构建类脑计算模型,探寻像大脑一样能够根据具体的使用环境进行自适应、动态调节的计算模型,从而真正实现自主学习.

2) 集成类脑计算方法的研究.在基于脉冲神经网络的类脑计算研究中,可以考虑多种方法集成的类脑计算方法,如脉冲神经网络与深度神经网络的结合、脉冲神经网络与受生物界学习过程启发的增强学习方法的结合等,通过多种方法的集成而获取更加有效的、泛化性好的类脑学习训练算法.

3) 研制实用化的类脑形态芯片.针对更多的典型脉冲神经元模型、神经突触、学习算法进行神经形态芯片的实用化,实现可应用于机器人中的无人系统、自主车(船)驾驶系统的类脑芯片,从而为实现类脑机器人及获得更高水平的智能——类脑智能奠定基础.

## 4 结论

1) 类脑计算是目前国际科技前沿“脑研究计划”的重要内容之一.受生物脑神经启发而产生的脉冲神经网络与传统的神经网络相比,除具有更好

的生物似真性外,还具有信息处理速度快、实时性好、计算能力强,可同时融入时空信息和适于对动态时序信号处理等特点. 这些使得 SNNs 更适用于类脑计算模型的建立、类脑学习方法的模拟和类脑神经形态芯片的研究与应用.

2) 目前的智能机器人能够通过预定义的规则实现所期望的动作和行为,利用人工智能的方法和手段完成给定的任务. 机器人在真正高度自主地完成任务时,其面对的是未知的、非结构化环境. 研究者不可能为机器人设计好所有应对策略,这就需要机器人像人类那样在通过与环境进行交互的过程中,自主、自适应式地学习. 基于脉冲神经网络的类脑计算及其应用研究,能够提高智能机器人的基于感知信息的类脑自主学习和泛化能力、决策能力,从而提高机器人完成任务的能力,为最终实现具有最高智能的机器人——类脑机器人打下基础.

3) 目前我国在神经网络硬件实现的研究中相对落后,基于脉冲神经网络的类脑神经形态芯片的研究具有一定的挑战性.

4) 基于脉冲神经网络的类脑计算及其应用研究,对缩小我国与国外在类脑计算方法、神经网络的硬件实现等科技前沿研究的差距具有重要意义. 但是,类脑计算的研究才刚刚起步,用类脑计算方法和类脑硬件模拟人脑的思维、判断、推理以及自主学习的路途还很长.

## 参考文献:

- [1] 蒲慕明, 徐波, 谭铁牛. 脑科学与类脑研究概述[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 725-736.  
PO M M, XU B, TAN T N. Brain science and brain-like intelligence technology—an overview [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2016, 31(7): 725-736. (in Chinese)
- [2] 张旭, 刘力, 郭爱克. “脑功能联结图谱与研究”先导专项研究进展和展望[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 737-746.  
ZHANG X, LIU L, GUO A K. Progress and prospect on strategic priority research program of “mapping brain functional connections and intelligence technology” [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2016, 31(7): 737-746. (in Chinese)
- [3] 王力为, 许丽, 徐萍, 等. 面向未来的中国科学院脑科学与类脑智能研究——强化基础研究, 推进深度融合[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 747-754.  
WANG L W, XU L, XU P, et al. Brain science and brain-like intelligence research in Chinese Academy of Sciences [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2016, 31(7): 747-754. (in Chinese)
- [4] 徐波, 刘成林, 曾毅. 类脑智能研究现状与发展思考[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 793-802.  
XU B, LIU C L, ZENG Y. Research status and developments of brain-inspired intelligence [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2016, 31(7): 793-802. (in Chinese)
- [5] 陶建华, 陈云霁. 类脑计算芯片与类脑智能机器人发展现状与思考[J]. 中国科学院院刊, 2016, 31(7): 803-811.  
TAO J H, CHEN Y J. Current status and consideration on brain-like computing chip and brain-like intelligent robot [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2016, 31(7): 803-811. (in Chinese)
- [6] 乔红, 尹沛劼, 李睿, 等. 机器人与神经科学交叉的意义——关于智能机器人未来发展的思考[J]. 中国科学院院刊, 2015, 30(6): 762-769.  
QIAO H, YIN P J, LI R, et al. What is the meaning for the interdisciplinary research of robot and neuroscience—thoughts on the future development of intelligent robot [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2015, 30(6): 762-769. (in Chinese)
- [7] 黄铁军, 施路平, 唐华锦, 等. 多媒体技术研究: 2015——类脑计算的研究进展与发展趋势[J]. 中国图象图形学报, 2016, 11(21): 1411-1424.  
HUANG T J, SHI L P, TAN H J, et al. Research on multimedia technology 2015—advances and trend of brain-like computing [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 11(21): 1411-1424. (in Chinese)
- [8] POO M, DU J, IP N Y, et al. China brain project: basic neuroscience, brain diseases, and brain-inspired computing [J]. Neuron, 2016, 92(3): 591-596.
- [9] 危辉. 类脑计算[J]. 科学, 2016, 68(5): 7-10.  
WEI H. Brain-like computing [J]. Science, 2016, 68(5): 7-10. (in Chinese)
- [10] 曾毅, 刘成林, 谭铁生. 类脑智能研究的回顾与展望[J]. 计算机学报, 2016, 39(1): 212-222.  
ZENG Y, LIU C L, TAN T S. Retrospect and outlook of brain-inspired intelligence research [J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(1): 212-222. (in Chinese)
- [11] TANG H, HUANG W, NARAYANAMOORTHY A, et al. Cognitive memory and mapping in a brain-like system for robotic navigation [J]. Neural Networks, 2017, 87: 27-37.
- [12] NAILI M, BOUBETRA A, TARI A, et al. Brain-inspired method for solving fuzzy multi-criteria decision making problems (BIFMCDM) [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4): 2173-2183.
- [13] KOICHI T, KOTONE I, MASAYOSHI N, et al. A



- generic software platform for brain-inspired cognitive computing[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 71: 31-37.
- [14] ZHENG Z, MORANDO S, PERA M, et al. Brain-inspired computational paradigm dedicated to fault diagnosis of PEM fuel cell stack[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, 42(8): 5410-5425.
- [15] HAO W, ZHANG Z, GUAN H. Integrating both visual and audio cues for enhanced video caption[C]//Proc. of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2018: 6894-6901.
- [16] HAO W, ZHANG Z, GUAN H. CMCGAN: a uniform framework for cross-modal visual-audio mutual generation [C]//Proc. of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2018: 6886-6893.
- [17] CHEN Y, WANG N, ZHANG Z. DarkRank: accelerating deep metric learning via cross sample similarities transfer [C] // Proc. of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2018: 2852-2859.
- [18] DENG L, LI G Q, DENG N, et al. Complex learning in bio-plausible memristive networks [J]. *Scientific Reports*, 2015, 5(10684): 1-10.
- [19] ZENG Y, ZHAO Y X, BAI J, et al. Toward robot self-consciousness ( II ): brain-inspired robot bodily self model for self-recognition [J]. *Cognitive Computation*, 2018, 10(2): 307-320.
- [20] XIAO R, TANG H J, GU P J, et al. Spike-based encoding and learning of spectrum features for robust sound recognition[J]. *Neurocomputing*, 2018, 313: 65-73.
- [21] ROSENBLATT F. On the convergence of reinforcement procedures in simple perceptron: VG-1196-G-4 [R]. Buffalo, NY: Cornell Aeronautical Laboratory Report, 1960.
- [22] BAI Y, WU H, ZHANG Y, et al. Low power W:  $\text{AlO}_x/\text{WO}_x$  bilayer resistive switching structure based on conductive filament formation and rupture mechanism[J]. *Applied Physics Letters*, 2013, 102(17): 173503.
- [23] KANG J F, GUO B, HUANG P, et al. Oxide-based RRAM: requirements and challenges of modeling and simulation [C] // Proc. of 2015 International Electron Devices Meeting. Piscataway: IEEE, 2015: 1-5.
- [24] ZHANG Y, WU H Q, BAI Y, et al. Study of conduction and switching mechanisms in  $\text{Al}/\text{AlO}_x/\text{WO}_x/\text{W}$  resistive switching memory for multilevel applications [J]. *Applied Physics Letters*, 2013, 102(23): 233502.
- [25] 李清江, 刘海军, 徐晖. 忆阻器的发展现状与未来 [J]. *国防科技*, 2016, 37(6): 9-16.
- LI Q J, LIU H J, XU H. A review on present status and prospect of memristor[J]. *National Defense Science & Technology*, 2016, 37(6): 9-16. (in Chinese)
- [26] WAN C J, ZHU L Q, LIU Y H, et al. Proton-conducting graphene oxide-coupled neuron transistors for brain-inspired cognitive systems [J]. *Advanced Materials*, 2016, 28(18): 3557-3563.
- [27] ZHOU J M, LIU N, ZHU L Q, et al. Energy-efficient artificial synapses based on flexible IGZO electric-double-layer transistors [J]. *IEEE Electron Device Letters*, 2015, 36(2): 198-200.
- [28] XIA M J, ZHU M, WANG Y C, et al. Ti-Sb-Te alloy: a candidate for fast and long-life phase-change memory[J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2015, 7(14): 7627-7634.
- [29] LIU N, ZHU L Q, FENG P, et al. Flexible sensory platform based on oxide-based neuromorphic transistors [J]. *Scientific Reports*, 2015, 5: 18082.
- [30] XIA M J, DING K Y, RAO F, et al. Aluminum-centered tetrahedron-octahedron transition in advancing Al-Sb-Te phase change properties [J]. *Scientific Reports*, 2015, 5: 8548.
- [31] ZHONG Y P, LI Y, XU L, et al. Simple square pulses for implementing spike-timing-dependent plasticity in phase-change memory[J]. *Physica Status Solidi*, 2015, 9(7): 414-419.
- [32] MAASS W, BISHOP C M. Pulsed neural networks[M]. Cambridge: MIT-Press, 1999: 55-85.
- [33] MAASS W, NATSCHLÄER T, MARKRAM H. Real-time computing without stable states: a new framework for neural computation based on perturbations [J]. *Neural Computation*, 2002, 14(11): 2531-2560.
- [34] GERSTNER W, KISTLER W. Spiking neuron models [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002: 102-139, 371-374.
- [35] LI X, MA Y, FENG X. Self-adaptive autowave pulse-coupled neural network for shortest-path problem [J]. *Neurocomputing*, 2013, 115: 63-71.
- [36] MA Y, LIU L, ZHAN K, et al. Pulse-coupled neural networks and one-class support vector machines for geometry invariant texture retrieval[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(11): 1524-1529.
- [37] WANG Z, MA Y, GU J. Multi-focus image fusion using PCNN[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2003-2016.
- [38] WANG X, WU Q X, LIN X J, et al. Pedestrian identification based on fusion of multiple features and multiple classifiers [J]. *Neurocomputing*, 2016, 188: 151-159.
- [39] BI G Q, POO M M. Synaptic modifications in cultured hippocampal neurons: dependence on spike timing,



- synaptic strength, and postsynaptic cell type[J]. *Journal of Neuroscience*, 1998, 18: 10464-10472.
- [40] 王秀青, 侯增广, 谭民, 等. Spiking 神经网络及其在移动机器人中的应用[C] // 第三十届中国控制会议. 北京: 中国学术期刊电子出版社, 2011: 4133-4138.  
WANG X Q, HOU Z G, TAN M, et al. Spiking neural networks and its application for mobile robots[C] // Proc. of the 30th Chinese Control Conference. Beijing: China Academic Journal Electronic Publishing House, 2011: 4133-4138. (in Chinese)
- [41] KASABOV N. Integrative connectionist learning systems inspired by nature: current models, future trends and challenges[J]. *Natural Computing*, 2009, 8(2): 199-210.
- [42] SCHLIEBS S, DEFOIN-PLATEL M, WÖRNER S, et al. Integrated feature and parameter optimization for evolving spiking neural networks: exploring heterogeneous probabilistic models[J]. *Neural Networks*, 2009, 22(5/6): 623-632.
- [43] WYSOSKI S, BENUSKOVA L, KASABOV N. Fast and adaptive network of spiking neurons for multi-view visual pattern recognition[J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(13/14/15): 2563-2575.
- [44] KASABOV N. To spike or not to spike: a probabilistic spiking neuron model[J]. *Neural Networks*, 2010, 23(1): 16-19.
- [45] KASABOV N, DHOBLE K, NUNTALID N. Dynamic evolving spiking neural networks for on-line spatio-and spectrotemporal pattern recognition [J]. *Neural Networks*, 2012, 141: 188-201.
- [46] KASABOV N. NeuCube: a spiking neural network architecture for mapping, learning and understanding of spatio-temporal brain data[J]. *Neural Networks*, 2014, 52: 62-76.
- [47] KASABOV N. NeuroCube evospike architecture for spatio-temporal modelling and pattern recognition of brain signals[C] // Lecture Notes of Artificial Intelligence. Berlin: Springer, 2012: 225-243.
- [48] KASABOV N, SCOTT N M, TU E. Evolving spatio-temporal data machines based on the NeuCube neuromorphic framework: design methodology and selected applications[J]. *Neural Networks*, 2016, 78: 1-14.
- [49] KASABOV N. Evolving connectionist systems for adaptive learning and knowledge discovery: trends and directions [J]. *Knowledge-based Systems*, 2015, 80: 24-33.
- [50] KASABOV N, CAPECC E. Spiking neural network methodology for modelling, classification and understanding of EEG spatio-temporal data measuring cognitive processes [J]. *Information Sciences*, 2015, 294: 565-575.
- [51] KASABOV N, DOBORJEH M, DOBORJEH Z. Mapping, learning, visualization, classification and understanding of fMRI data in the NeuCube evolving spatiotemporal data machine of spiking neural networks [J]. *IEEE Trans on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(4): 887-899.
- [52] FLOREANO D, IJSPEERT A J, SCHAAAL S. Robotics and neuroscience[J]. *Current Biology*, 2014, 24(18): 910-920.
- [53] CARRILLO R, ROS E, BOUCHENY C, et al. A real-time spiking cerebellum model for learning robot control [J]. *Biosystems*, 2008, 94(1/2): 18-27.
- [54] ALNAJJAR F S K, MURASE K. Aplysia-like SNN model: an idea toward a compact adaptive controller for a physical robot [J]. *Neuroscience Research*, 2010, 68 (Suppl 1): e403.
- [55] ONIZ Y, KAYNAK O. Control of a direct drive robot using fuzzy spiking neural networks with variable structure systems-based learning algorithm [J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 690-699.
- [56] GAMEZ D. Information integration based predictions about the conscious states of a spiking neural network [J]. *Consciousness and Cognition*, 2010, 19(1): 294-310.
- [57] WANG X Q, HOU Z G, TAN M, et al. A behavior controller for mobile robot based on spiking neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(1): 655-666.
- [58] 王秀青, 侯增广, 潘世英, 等. 基于多超声传感器信息和 NeuCube 的移动机器人走廊场景识别[J]. *计算机应用*, 2015, 35(10): 2833-2837.  
WANG X Q, HOU Z G, PAN S Y, et al. Corridor scene recognition for mobile robots based on multi-sonar-sensor information and NeuCube [J]. *Computer Application*, 2015, 35(10): 2833-2837. (in Chinese)
- [59] WANG X Q, HOU Z G, LÜ F, et al. Mobile robots' modular navigation controller using spiking neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2014, 134: 230-238.
- [60] WANG X Q, ZENG H, XIE F, et al. Fault diagnosis for manipulators based on spiking neural networks [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2017, 47(5): 15-21.
- [61] SILVA M, VELLASCO M M B R, CATALDO E. Evolving spiking neural networks for recognition of aged voices[J]. *Journal of Voice*, 2016, 4: 234-260.
- [62] DORA S, SUBRAMANIAN K, SURESH S, et al. Development of a self-regulating evolving spiking neural network for classification problem[J]. *Neurocomputing*, 2016, 171: 1216-1229.
- [63] QU H, XIE X, LIU Y, et al. Improved perception-based

- spiking neuron learning rule for real-time user authentication[J]. *Neurocomputing*, 2015, 151, Part 1: 310-318.
- [64] KASABOV N, FEIGI V, HOU Z G, et al. Evolving spiking neural networks for personalised modelling, classification and prediction of spatio-temporal patterns with a case study on stroke[J]. *Neurocomputing*, 2014, 134: 269-279.
- [65] TU E, CAO L, YANG J, et al. A novel graph-based  $k$ -means for nonlinear manifold clustering and representative selection[J]. *Neurocomputing*, 2014, 143: 109-122.
- [66] CAPECCI E, KASABOV N, WANG Y G. Analysis of connectivity in NeuCube spiking neural network models trained on EEG data for the understanding of functional changes in the brain: a case study on opiate dependence treatment[J]. *Neural Networks*, 2015, 68: 62-77.
- [67] WYSOSKI S, KASABOV N. Evolving spiking neural networks for audiovisual information processing [J]. *Neural Networks*, 2010, 23(7): 819-835.
- [68] ZENG Y, ZHANG T, XU B. Improving multi-layer spiking neural networks by incorporating brain-inspired rules[J]. *Science China Information Sciences*, 2017, 60(5): 052201.
- [69] ZHANG T, ZENG Y, XU B. A computational approach towards the microscale mouse brain connectome from the mesoscale [J]. *Journal of Integrative Neuroscience*, 2017, 16(3): 291-306.
- [70] ZHANG T, ZENG Y, XU B. A plasticity-centric approach to train the non-differential spiking neural networks[C] // *Proc. of the 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI Press, 2018: 620-627.
- [71] KHERADPISHEH S R, GANJTABESH M, THORPE S J, et al. STDP-based spiking deep convolutional neural networks for object recognition [J]. *Neural Networks*, 2018, 99: 56-67.
- [72] ORCHARD G, MEYER C, ETIENNE-CUMMINGS R, et al. HFirst: a temporal approach to object recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(10): 2028-2040.
- [73] CAO Y Q, CHEN Y, KHOSLA D. Spiking deep convolutional neural networks for energy-efficient object recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 113(1): 54-66.
- [74] YU Q, TANG H J, TAN K C, et al. Rapid feedforward computation by temporal encoding and learning with spiking neurons [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013, 24(10): 1539-1552.
- [75] SBOEV A, VLASOV D, RYBKA R, et al. Solving a classification task by spiking neurons with STDP and temporal coding[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 123: 494-500.
- [76] FURBER S B, LESTER D R, PLANA L A, et al. Overview of the SpiNNaker system architecture[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2013, 62(12): 2454-2467.
- [77] FLORIAN W, FLORIAN R, ALOIS K. Neuromorphic implementations of neurobiological learning algorithms for spiking neural networks [J]. *Neural Networks*, 2015, 72: 152-167.
- [78] CAWLEY S, MORGAN F, MCGINLEY B, et al. Hardware spiking neural network prototyping and application [J]. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2011, 12: 257-280.
- [79] CHEUNG K, SCHULTZ S, LUK W. A large-scale spiking neural network accelerator for FPGA systems[C] // *Proc. of Artificial Neural Networks and Machine Learning ICANN*. Berlin: Springer, 2012: 113-120.
- [80] CHEN T, DU Z, SUN N, et al. DianNao: a small-footprint high-throughput accelerator for ubiquitous machine-learning [J]. *ACM Sigplan Notices*, 2014, 49(4): 269-284.
- [81] MA D, SHEN J C, GU Z H, et al. Darwin: a neuromorphic hardware co-processor based on spiking neural networks [J]. *Science China (Information Sciences)*, 2016, 59(2): 1-5.
- [82] XIONG F, LIAO A D, ESTRADA D, et al. Low-power switching of phase-change materials with carbon nanotube electrode[J]. *Science*, 2011, 332(6029): 568.
- [83] SHI L, PEI J, DENG N, et al. Development of a neuromorphic computing system [C] // *Proc. of 2015 International Electron Devices Meeting*. Piscataway: IEEE, 2015: 72-75.
- [84] ZHOU Y X, LI Y, XU L, et al. A hybrid memristor-CMOS XOR gate for nonvolatile logic computation[J]. *Physica Status Solidi (A)*, 2016, 213(4): 1050-1054.
- [85] TANG Z S, FANG L, XU N, et al. Forming compliance dominated memristive switching through interfacial reaction in Ti/TiO<sub>2</sub>/Au structure[J]. *Journal of Applied Physics*, 2015, 118(18): #1853.

(责任编辑 梁 洁)