

计算机应用研究 优先出版

原创性 时效性 就是科研成果的生命力
《计算机应用研究》编辑部致力于高效的编排
为的就是将您的成果以最快的速度
呈现于世

* 数字优先出版可将您的文章提前 8~10 个月发布于中国知网和万方数据等在线平台

基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络算法

作者	王清华, 双远华, 毛飞龙
机构	太原科技大学 电子信息工程学院; 太原科技大学 材料科学与工程学院
发表期刊	《计算机应用研究》
预排期卷	2018 年第 35 卷第 7 期
访问地址	http://www.arocmag.com/article/02-2018-07-017.html
发布日期	2017-07-27 17:54:16
引用格式	王清华, 双远华, 毛飞龙. 基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络算法[J/OL]. [2017-07-27]. http://www.arocmag.com/article/02-2018-07-017.html .
摘要	Spiking 神经网络是以更具有生物性质的 Spiking 神经元为基本单元构成的第三代人工神经网络。Spiking 神经网络学习算法的关键是构成合适的突触权值学习规则。考虑突触前后神经元产生的脉冲时间差对突触权值的影响, 将梯度下降算法和脉冲时间依赖的可塑性 (STDP) 学习规则相结合, 建立了基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络的突触权值学习算法。仿真实验对传统的 BP 算法、传统 Spiking 神经网络算法及改进的算法进行了比较, 应用典型的数据集进行测试可以得出改进的算法在预测准确率和收敛速度方…
关键词	Spiking 神经网络, 突触, 权值, 脉冲时间依赖的可塑性规则, 梯度下降算法
中图分类号	TP183
基金项目	山西省自然科学基金资助项目 (201601D11029); 山西省研究生优秀创新项目 (20143104)

基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络算法 *

王清华^a, 双远华^b, 毛飞龙^b

(太原科技大学 a. 电子信息工程学院; b. 材料科学与工程学院, 太原 030024)

摘要: Spiking 神经网络是以更具有生物性质的 Spiking 神经元为基本单元构成的第三代人工神经网络。Spiking 神经网络学习算法的关键是构成合适的突触权值学习规则。考虑突触前后神经元产生的脉冲时间差对突触权值的影响, 将梯度下降算法和脉冲时间依赖的可塑性 (STDP) 学习规则相结合, 建立了基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络的突触权值学习算法。仿真实验对传统的 BP 算法、传统 Spiking 神经网络算法及改进的算法进行了比较, 应用典型的数据集进行测试可以得出改进的算法在预测准确率和收敛速度方面都得到了提高。新的突触权值学习算法结构简单, 对于非线性系统预测问题精度较高。

关键词: Spiking 神经网络; 突触; 权值; 脉冲时间依赖的可塑性规则; 梯度下降算法

中图分类号: TP183

Algorithm of Spiking neural network of error feedback with STDP rules

Wang Qinghu^a, Shuang Yuanhua^b, Mao Feilong^b

(a. School of Electronic & Information Engineering, b. School of Mechanical & Electronic Engineering, Taiyuan University of Science & Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Spiking Neural Network is the 3rd generation of Artificial Neural Network, which is made up of spiking neurons with more biological characteristics. The appropriate synaptic weights learning rule is the key of spiking neural network. Consider synaptic weights was affected by the pulse time difference fired by the presynaptic and postsynaptic neurons, the gradient descent algorithm was combined with Spike Timing Dependent Plasticity (STDP) learning rule in the synaptic weights learning process. The improved learning algorithm of spiking neural network based on STDP rules was established. Simulation experiments compared with BP algorithm, Spiking Neural Network algorithm and improved algorithm. Typical data sets can be tested to conclude that the prediction accuracy and convergence speed of the improved algorithm are improved. New synaptic weights learning algorithm has simple structure, high precision for prediction problem of nonlinear system.

Key Words: spiking neural network; synaptic; weight; Spike Timing Dependent Plasticity (STDP) rule; the gradient descent algorithm

0 引言

Spiking 神经网络 (Spiking neural network, SNN) 被誉为是第三代人工神经网络, 能够更好的模拟生物学行为。传统的人工神经网络将信息编码为激发脉冲的频率, 神经元的输出一般表示为给定区间的模拟量, 学习算法对突触权值的调整主要依据神经元输出的实数值^[1]。Spiking 神经网络将信息编码成脉冲时间进行处理, 其结构和功能更接近于生物神经元, 神经网络的计算能力要强于传统的使用 sigmoid 为激励函数的神经网络^[2]。近年来, Spiking 神经网络的研究受到了众多学者的关注。MAASS 证明了 Spiking 神经网络可以模拟各种神经信号和任意

的连续函数, 非常适合实现大脑神经信号的处理问题^[3]。文献^[4]提出采用 SRM 模型, 考虑了神经元在发放脉冲后的状态变化, 并采用 BP 算法调整神经元的不应期, 提高了网络学习速度。由于 Spiking 神经网络的神经元信息以脉冲序列的形式表示, 神经元内部状态变量及误差函数不再满足连续可微的性质, 传统的学习算法不能直接使用^[5], 因此, 对 Spiking 神经网络学习算法的研究也备受关注。文献^[6]中根据权值的收敛性分析得出权值的学习步长, 并提出了一种自适应学习速率保证算法收敛。文献^[7]提出了一种具有动态自适应结构的在线学习脉冲神经网络算法。

本文分析了传统的 Spiking 神经网络的 SpikeProp 学习算

基金项目: 山西省自然科学基金资助项目 (201601D11029); 山西省研究生优秀创新项目 (20143104)

作者简介: 王清华 (1980-), 女, 山西交城人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为机器学习、数据挖掘、智能控制 (18903462536@163.com); 双远华 (1962-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为钢管轧制及其自动化、轧制过程人工智能; 毛飞龙 (1987-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为钢管轧制及其自动化。

法, 该算法的基本思想是利用输出脉冲序列和目标脉冲序列之间的误差以及误差反向传播过程, 得到梯度下降的计算结果对所有突触权值进行调整。然而, 突触权值一方面会跟随误差的变化而变化, 另一方面还受到脉冲时间依赖可塑性 (spike timing dependent plasticity, STDP) 学习规则的影响^[8], 即突触权值还会受到突触前神经元与突触后神经元发放脉冲时间差的影响而变化。本文结合生物神经元的突触可塑性, 提出了一种新型的基于 STDP 规则的梯度下降学习算法, 该算法将突触的脉冲时间依赖可塑性规则引入到传统的 Spiking 神经网络的梯度下降学习算法中, 推导出新的 Spiking 神经网络突触权值学习方法。仿真结果表明, 该方法提高了网络的学习能力, 能更好的解决复杂的非线性问题。

1 Spiking 神经网络

1.1 Spiking 神经元模型

Spiking 神经网络的神经元模型是一种与生物神经元更接近的数学模型。当 Spiking 神经元接受到外界的输入时, 其膜电压超过阈值时, 该神经元产生一个脉冲, 称为 post synaptic potential (PSP), 这一时刻定义为脉冲发放时间 t_i^f , 表示第 i 个神经元发放的第 f 个脉冲。神经元 i 的膜电压表示为 u_i , 神经元 i 产生脉冲的发放时间定义为

$$F_i = \left\{ t_i^f : u_i(t_i^f) = \theta, \frac{d(u_i(t))}{dt} \Big|_{t=t_i^f} > 0 \right\} \quad (1)$$

本文的 Spiking 神经元模型采用阈值型 spike response model (SRM) 模型^[9]描述。神经元 i 的状态用膜电压 u_i 来描述。如果神经元 i 没有接收到突触前的 Spiking 信号, 则膜电压 $u_i = 0$, 处于静态值。当突触前的 Spiking 信号到来时, 膜电压 u_i 的值将受到两个因素的影响: 一是神经元 i 在 t_j^f 时刻接受到突触前神经元的脉冲信息, 神经元 i 的状态 u_i 变化; 二是在 t_i^f 时刻神经元发放脉冲后, u_i 的值会减小, 响应过程描述为

$$u_i(t) = \sum_{j \in \Gamma_i} w_{ji} \left(\sum_{t_j^f \in F_j} \varepsilon(t - t_j^f) \right), t \geq t_j^f \quad (2)$$

Γ_i 为与神经元 i 相连接的突触前神经元集合; t_j^f 为与神经元 i 连接的突触前神经元 j 的第 f 个脉冲发放时间; $\varepsilon(t)$ 函数是一个内核函数, 反映由突触前神经元 j 在 t_j^f 时刻发出脉冲对突触后神经元 i 膜电压所产生响应的的时间过程, 函数定义为

$$\varepsilon(t) = \frac{t}{\tau} e^{\frac{1-t}{\tau}} \cdot H(t) \quad (3)$$

其中: $H(t)$ 是 Heaviside 步长函数, 如果 $t > 0$, 则 $H(t)=1$; 否则 $H(t)=0$; τ 用来描述 PSP 信号开始衰减的时间。核函数如图 1 所示, 图 1 中描述了没有加权的突触未延时和突触延时后的 PSP 信号曲线, $\tau = 7ms$ 。

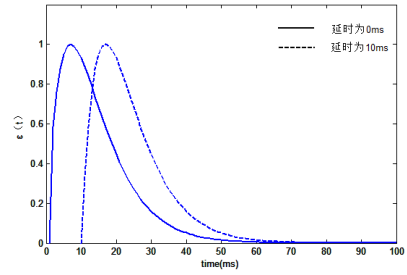


图 1 核函数曲线

其中: w_{ji} 是神经元 j 和 i 之间的突触权值, 反映了神经元产生的 PSP 信号的强度。如果突触权值为正, 则产生激励 PSP 信号, 表示对神经元有激励作用; 如果权值为负, 则产生抑制 PSP 信号, 表示对神经元有抑制作用。

Spiking 神经网络结构采用三层全连接的前馈网络结构 (图 2), 包括输入层 (Input)、隐含层 (Hidden) 和输出层 (Output)。每对神经元之间采用突触连接的方式, 每个突触具有一个突触延时和一个连接权值。其中 d_{ji} 为突触的延时。

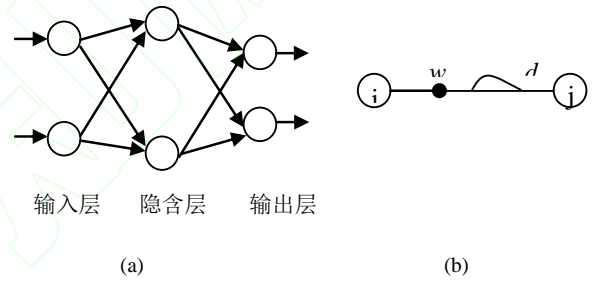


图 2 单突触连接的 Spiking 神经网络

1.2 输入输出变量的时间编码

Spiking 神经网络利用神经元脉冲的发放时间作为模型的输入输出, 即该网络采用时间编码 (temporal encoding) 方法进行数据处理, 所有信息均以精确的 Spiking 时间点来编码和处理。所以, 对输入变量进行时间编码和对输出变量进行反编码是 Spiking 神经网络首要解决的问题。本文采用高斯接受域的方法进行时间编码, 这种方法更能体现生物神经元稀疏发放特性^[10]。假设, 变量 $x \in [X_{\min}, X_{\max}]$, m 个神经元用于为该输入变量进行时间编码, 具体步骤如下:

a) 确定 $m (m > 2)$ 个神经元对应的高斯函数, 神经元 i 对应的高斯函数的中心和宽度分别设置为:

$$\mu = X_{\min} + i \cdot \frac{X_{\max} - X_{\min}}{m - 2}, i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

$$\sigma = \beta \frac{X_{\max} - X_{\min}}{m - 2}, \beta = 1.5 \quad (5)$$

b) 计算变量值对应的 m 个高斯函数的值。如果 Spiking 神经网络的输入由 n 个变量组成, 每个变量分别计算 m 个高斯函数的值, 第 i 个变量的 m 个高斯函数值为 $G_i^1, G_i^2, \dots, G_i^m$, 则一共得到 $n \times m$ 个 $[0, 1]$ 区间的高斯函数值;

c)高斯函数值转为脉冲时间。如果时间编码间隔为 10 ms,对脉冲时间的赋值如下:若高斯函数值为 1,则脉冲时间 $t=0$ ms,若高斯函数值为 0,则脉冲时间值为 $t=10$ ms,脉冲时间值大于 9 ms 表示神经元不发放。

图 3 中显示了在[0,1]内取值的输入变量 x 的编码。 $x=0.7$,用 10 个神经元进行 Spiking 编码。图中将高斯函数放大 10 倍,高斯函数值小于 1 时,脉冲时间值为 $t=10$ ms,脉冲时间值大于 9 ms 表示神经元不发放,用*号表示。若高斯函数值大于 9 时,则脉冲时间 $t=0$ ms。则经编码后的神经元发放时间 (*, *, *, *, *, 7, 0, 6, *, *), Spiking 时间的单位为 ms。

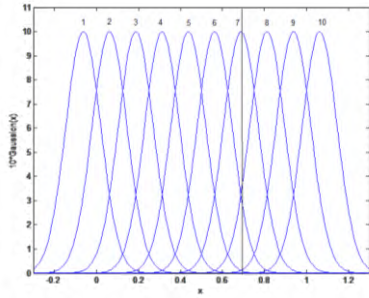


图 3 输入变量 x 的编码

1.3 Spiking 神经网络的学习算法

Spiking 神经网络的目标与传统的人工神经网络相似,即对于给定的神经元输入脉冲序列,通过网络学习得出目标要求的神经元输出脉冲序列。因此,误差函数的选择和突触权值的学习规则是 Spiking 神经网络性能好坏的关键。文献[10]借鉴传统人工神经网络的误差反向传播算法,提出了 SpikeProp 算法,利用神经元目标输出与实际输出之间的误差以及误差反向传播过程,对突触权值进行调整,网络限制所有神经元只能发放一个脉冲。实验证明该算法具有非线性模式分类问题的求解能力。文献[11]对网络中的所有神经元的脉冲发放个数不做限制,提出了一种新的多脉冲梯度下降法解决误差函数的构造问题和多输出脉冲学习过程中的干扰。根据梯度下降规则的监督学习算法,Spiking 神经网络的误差函数可定义为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_1} (t_j - \tilde{t}_j)^2 \quad (6)$$

其中: t_j 为神经元 j 的实际脉冲发放时间, \tilde{t}_j 为神经元 j 的目标脉冲发放时间, N_1 为输出层神经元的数量。从突触前神经元 i 到突触后神经元 j 的突触权值计算如下:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \nabla E_{ij} = -\eta \frac{\partial E_{ij}}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

其中: η 表示学习率, ∇E_{ij} 表示误差函数 E 对于突触权值 w_{ij} 的梯度计算值。

2 突触可塑性及 STDP 学习规则

在神经系统中,大量神经元通过突触相互联系形成神经网络系统,实现神经元之间信息的传递和存储。神经元的轴突与其他神经元的胞体或突起相连接,接触的部位称之为突触。当突触前神经元传来的刺激到达突触小体时,小泡内的递质即从前膜释放出来,进入突触间隙,并作用于突触后膜;如果这种作用足够大时,即可引起突触后神经元发生兴奋或抑制反映。刺激必须足够大,才能使神经元去极化达到阈值使其兴奋并发生动作电位。

神经元之间的突触连接是学习和记忆的神经基础。神经元的联系不仅表现在有无连接,还表现有连接的强弱。突触的连接强度(synaptic strength) 取决于作用在突触两端神经元的刺激。这种突触连接强度的变化就称为突触可塑性^[12],被认为是学习与记忆的重要细胞学基础。突触可塑性根据表现形式可分为突触结合的可塑性与突触传递的可塑性。前者指的是突触外部形态上发生变化,或者新的连接产生;后者指的是神经活动导致突触传递效率的增加或者降低,而神经元之间的连接强度决定着传递效率。

Markram 提出的脉冲时间依赖的可塑性^[13]学习方法是根据神经元学习的先后顺序,调整神经元之间连接的强弱,很好的解释了神经系统的活动依赖性,特别是关于突触的长时程增强 (Long-term-Potential, LTP) 和长时程抑制 (long-term-depression, LTD)。它是 Hebb 学习法则的一种延伸,它的数学模型描述为:假设神经元 i 和神经元 j 通过突触连接,则神经元 i 和神经元 j 的突触权值由公式(8)调节^[14]。

$$\Delta W_{ij} = \begin{cases} -A_- e^{-\frac{(t_j - t_i)}{\tau_-}}, & t_j - t_i \leq 0 \\ +A_+ e^{-\frac{(t_j - t_i)}{\tau_+}}, & t_j - t_i > 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $A_+ = 0.777, \tau_+ = 16.8ms$; $A_- = -0.273, \tau_- = -33.7ms$ 。STDP 函数的波形如图 4 所示。

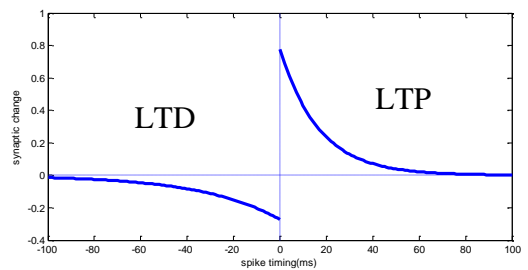


图 4 STDP 函数

当突触前神经元的峰电位先于突触后神经元峰电位几毫秒产生,即 $t_i < t_j$,则突触可塑性长时程增强,连接两个神经元间的突触权值变大;反之,当 $t_i > t_j$,则突触可塑性长时程抑制,连接两个神经元间的突触权值变小。

3 Spiking 神经网络学习算法的改进

Spiking 神经网络采用 SpikeProp 算法时,学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程,但是突触前后脉冲发

放时间差对突触权值的影响没有考虑。而 STDP 学习规则则是单纯的考虑了突触前后脉冲发放时间差,用以调节突触权值,而没有将实际输出与目标输出的误差反向传播回网络。因此,本文将 SpikeProp 算法和 STDP 规则相结合推导出新的突触权值调节公式。这种算法能应用于所有层突触权值的学习。

3.1 隐含层到输出层的突触权值

由式(7), 隐含层中神经元 h 到输出层神经元 o 的突触权值的误差梯度为输出层神经元 o 在所有脉冲发放时刻的误差梯度的累加。

$$\Delta w_{ho} = -\eta \nabla E_{ho} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ho}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial t_o} \frac{\partial t_o}{\partial w_{ho}} \quad (9)$$

其中: $\frac{\partial E}{\partial t_o}$ 表示误差函数 E 对于输出神经元 o 在脉冲发放时刻

$t = t_o$ 的导数,可计算如下:

$$\frac{\partial E}{\partial t_o} = \frac{\partial [\frac{1}{2} \sum_{o=1}^{N_i} (t_o - \tilde{t}_o)^2]}{\partial t_o} = t_o - \tilde{t}_o \quad (10)$$

将式(8)的 STDP 学习规则带入式(9)右边第二项,

$$\begin{aligned} \frac{\partial t_o}{\partial w_{ho}} &= \frac{1}{\partial w_{ho} / \partial t_o} = \frac{1}{\frac{\partial (w_{ho} (t_o - t_h))}{\partial t_o}} \\ &= \begin{cases} \frac{\tau_-}{A_- e^{-\frac{(t_o - t_h)}{\tau_-}}}, t_o - t_h \leq 0 \\ \frac{\tau_+}{A_+ e^{-\frac{(t_o - t_h)}{\tau_+}}}, t_o - t_h > 0 \end{cases} \quad (11) \end{aligned}$$

将式(10)(11)代入式(9)得

$$\begin{aligned} \Delta w_{ho} &= -\eta \nabla E_{ho} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ho}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial t_o} \frac{\partial t_o}{\partial w_{ho}} \\ &= -\eta (t_o - \tilde{t}_o) \cdot \begin{cases} \frac{\tau_-}{A_- e^{-\frac{(t_o - t_h)}{\tau_-}}}, t_o - t_h \leq 0 \\ \frac{\tau_+}{A_+ e^{-\frac{(t_o - t_h)}{\tau_+}}}, t_o - t_h > 0 \end{cases} \quad (12) \end{aligned}$$

3.2 输入层到隐含层的突触权值

由式(7), 输入层神经元 i 和隐含层神经元 h 的突触权值的误差梯度, 即隐含层突触权值的梯度下降学习规则表示为:

$$\Delta w_{ih} = -\eta \nabla E_{ih} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ih}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial t_h} \frac{\partial t_h}{\partial w_{ih}} \quad (13)$$

其中: t_h 表示隐含层神经元 h 的脉冲发放时间。式(13)的右边

第一个偏导项结合式(10)得:

$$\frac{\partial E}{\partial t_h} = \frac{\partial E}{\partial t_o} \frac{\partial t_o}{\partial t_h} = (t_o - \tilde{t}_o) \frac{\partial t_o}{\partial w_{ho}} \frac{\partial w_{ho}}{\partial t_h} \quad (14)$$

将式(8)(14)代入式(13)整理得

$$\Delta w_{ih} = \eta (t_o - \tilde{t}_o) \cdot \begin{cases} \frac{\tau_-}{A_- e^{-\frac{(t_h - t_i)}{\tau_-}}}, t_h - t_i \leq 0 \\ -\frac{\tau_+}{A_+ e^{-\frac{(t_h - t_i)}{\tau_+}}}, t_h - t_i > 0 \end{cases} \quad (15)$$

3.3 STDP-Spiking 神经网络学习算法

给定一个训练集合 $\{X, Y\}$, Y 是对应于输入 X 的理想输出。

a) 初始化三层全连接的前馈网络 Spiking 神经网络, 包含 N_I 个输入神经元, N_O 个输出神经元。随机生成初始突触权值矩阵 W_{ih}, W_{ho} 。学习率 η 取(0,1)之间的数;

b) 样本数据通过特定的编码方法编码为脉冲序列

$$S_i^n(t), n=1, \dots, N_I;$$

c) 将脉冲序列输入到神经网络, 根据式(2)计算得到实际的

输出脉冲序列 $S_o^m(t), m=1, \dots, N_O$;

d) 目标脉冲序列 $S_d^m(t), m=1, \dots, N_O$, 根据式(6)计算神经

网络的误差, 由式(12)(15)计算 Δw_{ih} , Δw_{ho} , 调整神经网络的突触权值 $W_{ih} \leftarrow W_{ih} + \Delta w_{ih}$; $W_{ho} \leftarrow W_{ho} + \Delta w_{ho}$;

e) 判断通过学习得到的 Spiking 神经网络是否达到预先规定的最小误差, 或者已完成迭代次数, 不满足则返回 c)。

4 仿真实验

为验证本文提出的基于 STDP 规则的误差反馈 Spiking 神经网络算法的预测能力, 选取 UCI 机器学习数据库中的标准数据集 Iris 数据集、Wisconsin Breast Cancer Database 数据集、Forest-fires 数据集进行测试。

4.1 Iris 数据集

Iris 数据集以鸢尾花的特征作为数据来源, 150 个训练样本分成 3 组, 每组由 50 个训练样本, 每个数据包含 4 个属性。训练样本随机抽取 120 个样本组成, 测试样本共 30 个。本文比较了 BP 神经网络、Spiking 神经网络及改进后的 STDP-Spiking 神经网络的预测性能。网络结构都为三层, 包括输入层、隐含层和输出层。BP 神经网络输入层采用 4 个神经元, 隐含层 10 个神经元, 输出层为 1 个神经元。而 Spiking 神经网络采用参考文献[10]的参数。改进后的 STDP-Spiking 神经网络采用 4 个 Spiking 神经元编码, 即输入包括 16 个神经元, 隐含层包括 10 个神经元, 输出为 1 个神经元。三种神经网络的训练精度均为 $1e-3$ 。图 5 为三种网络运行一次的预测结果与测试数据期望值的比较。BP 网络的预测结果准确率为 86.7%, Spiking 神经网络的预测结果准确率为 90%, STDP-Spiking 神经网络预测结果准确率为 98%。图 6 为改进后的 STDP-Spiking 神经网络预测结果与期望值的误差, 可以看到误差达到 $(-0.05, +0.05)$ 之间。

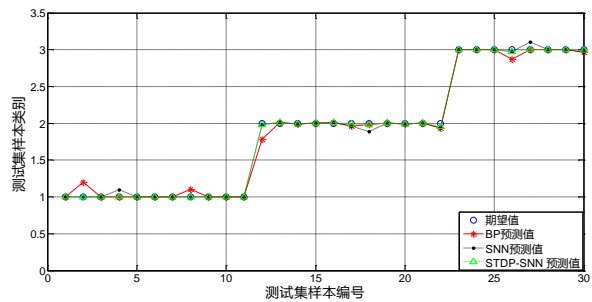


图 5 三种神经网络预测结果与期望值比较

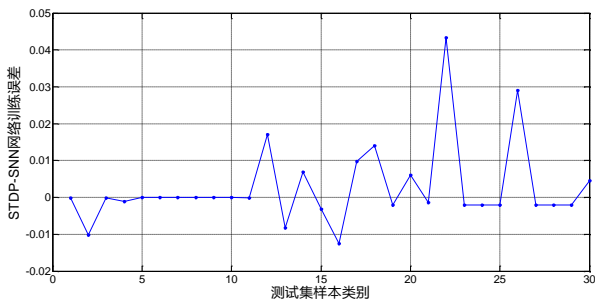


图 6 STDP-Spiking 神经网络预测误差

表 1 中为网络训练 50 次能到达误差精度要求的平均值及迭代次数的平均值。明显的看出，三种网络对数据集训练的结果准确率接近，但对测试集的预测改进后的 STDP-Spiking 神经网络预测的准确率高并且收敛较快，所用迭代次数少，有效的改善了前两种网络结构复杂，学习时间较长的问题。

表 1 不同算法训练 Iris 数据集的性能比较

	Net	Train/%	Test/%	Iterations
Matlab BP	4*10*1	97.3	92.0	3750
SpikeProp ^[10]	50*10*3	97.5	94.2	1000
STDP-Spiking	16*10*1	97.8	96.7	450

4.2 Breast Cancer 数据集

数据来源于加利福尼亚大学的 Wisconsin Breast Cancer Database 医疗数据库，该数据库由 699 组数据组成。每个样本数据由记录号、9 个特征属性和 1 个类属性来描述。其中类属性为 Class，取值为 2 (begin) 和 4 (malignant)；特征属性分别为 Clump Thickness、Uniformity of Cell Size、Uniformity of Cell Shape、Marginal Adhesion、Single Epithelial Cell Size、Bare Nuclei、Bland Chromatin、Normal Nucleoli、Mitoses，取值在 1-10 的整数。在 699 个样本数据中，有 16 个样本有空缺属性，将其去掉，剩余 683 个样本数据。其中随机抽取 663 个样本作为训练样本，测试样本共 20 个。三种神经网络的结构为三层，9 个输入，1 个输出，训练精度为 1e-3。传统的脉冲神经网络采用 7 个神经元对每个输入变量进行编码，改进后的 STDP-Spiking 神经网络采用 4 个 Spiking 神经元编码简化了网络结构。图 7 为对测试集三种网络运行一次的预测结果与测试数据期望值的比较。BP 网络的预测结果准确率为 75%，Spiking 神经网络的预测结果准确率为 85%，并且预测结果与期望值的误差较小，STDP-Spiking 神经网络预测结果准确率为 95%。由图 8 可以看出改进后的 STDP-Spiking 神经网络训练精度更高，

误差在 (-0.1, 0.12) 之间。

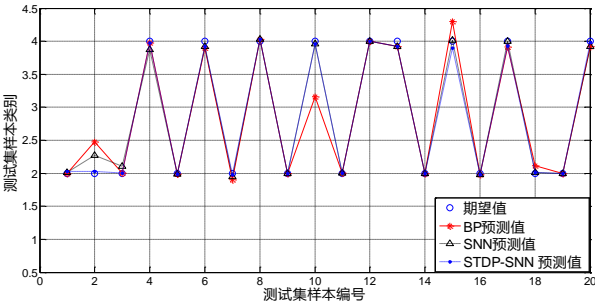


图 7 三种神经网络对 Breast Cancer 数据集的预测结果与期望值比较

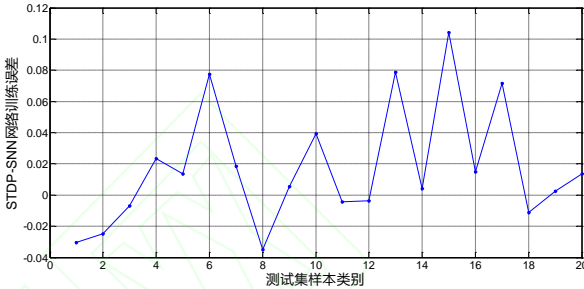


图 8 STDP-Spiking 神经网络预测误差

表 2 是三种神经网络算法取 50 次实验的平均准确率。很明显的看出 Spiking 神经网络在学习次数及准确率上均比 BP 神经网络要好，而改进后的 STDP-Spiking 神经网络具有更快的收敛速度，预测结果的准确率更高，是一种有效的学习方法。

表 2 不同算法对 Breast Cancer 数据集的性能比较

	Net	Train/%	Test/%	Iterations
Matlab BP	9*6*1	95.3	88.6	3000
SpikeProp ^[10]	64*15*3	96.8	97.6	1500
STDP-Spiking	9*6*1	98.5	98.3	1000

4.3 Forest-fires 数据集

Forest-fires 数据集^[15]是一个预测森林火灾发生地的数据库。影响火灾蔓延的因素空间因素 (X、Y)、时间因素 (month、day)、森林自身因素 (FFMC、DMC、DC、ISI)、气候因素 (温度、相对湿度、风速、降雨量) 作为输入变量，以火灾的蔓延面积为输出变量。数据集规模为 517，其中随机抽取 487 个样本作为训练样本，测试样本共 30 个。三种神经网络的结构为三层，12 个输入，1 个输出，训练精度为 1e-3。改进后的 STDP-Spiking 神经网络采用 4 个 Spiking 神经元编码简化了网络结构。

图 9 和图 10 分别是 BP 神经网络和 STDP-Spiking 神经网络的一次训练过程。图 9 的 BP 网络模型经过 995 步训练达到目标误差 0.001。图 10 的 STDP-Spiking 神经网络预测模型经过 248 步训练达到目标误差，收敛速度较快。

图 11 为三种神经网络模型对测试集运行一次的预测结果比较。图 12 是三种神经网络预测模型的预测误差。仿真结果可知，BP 网络的预测结果准确率为 55%，Spiking 神经网络的预测结果准确率为 70%，STDP-Spiking 神经网络预测结果准确率达到 98%，并且预测结果与期望值的误差较小。

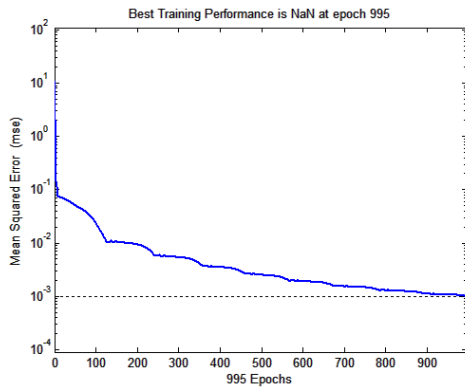


图9 BP神经网络训练过程

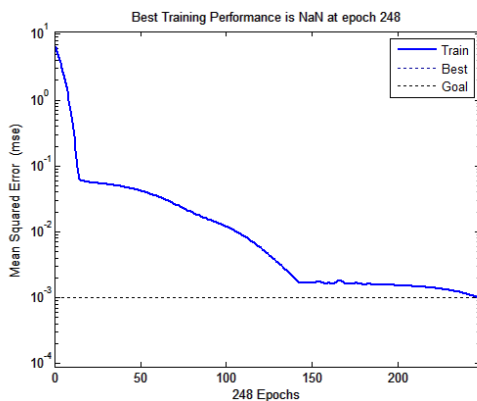


图10 STDP-Spiking神经网络训练过程

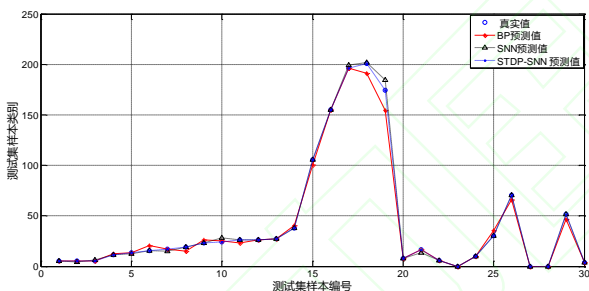


图11 三种神经网络对 Forest-fires 数据集的预测结果与真实值比较

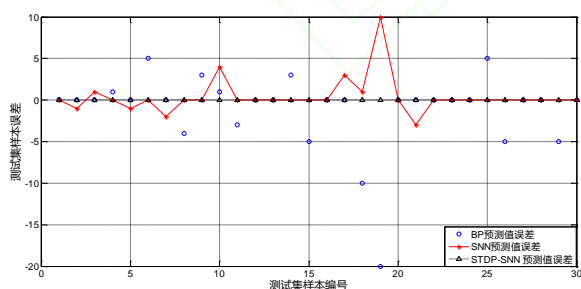


图12 三种神经网络预测误差

5 结束语

本文首先介绍了传统的 Spiking 神经网络学习算法。突触是神经网络中神经元之间信息传递的连接介质，具有脉冲时间依赖的可塑性学习规则。在梯度下降的误差反馈算法基础上，本

文提出了在突触的学习过程中考虑突触前后脉冲发放时间对突触的影响，推导出了改进的 STDP-Spiking 神经网络算法。最后采用典型的测试数据证明了改进后的 STDP-Spiking 神经网络具有结构简单，收敛速度快，准确率高的特点。文中提出的方法虽通过测试数据进行了验证，进一步的需要对算法的收敛性进行理论证明，并将该方法推广到实际应用中体现其优越性能。

参考文献:

- [1] Haykin S. Neural Networks and Learning Machines[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2008: 127.
- [2] Maass W. Noisy spiking neurons with temporal coding have more computational power than sigmoidal neurons[C] // Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press. 1997: 211-217.
- [3] Maass W. Fast sigmoidal networks via spiking neurons[J]. Neural Computation, 1997, 9(2): 279-304.
- [4] 方慧娟, 王永骥. 多脉冲发放的 Spiking 神经网络[J]. 应用科学学报, 2008, 26 (6): 638-644.
- [5] 蔺想红, 王向文, 张 宁等. 脉冲神经网络的监督学习算法研究综述[J]. 电子学报, 2015, 43(3), 577-586.
- [6] Shrestha S B, Song Qing. Adaptive learning rate of SpikeProp based on weight convergence analysis[J]. Neural Networks, 2015, 63: 185-198.
- [7] Wang J L, Belatreche A, Maguire L, et al. An online supervised learning method for spiking neural networks with adaptive structure[J]. Neurocomputing, 2014, 144: 526-536.
- [8] Caporale N, Dan Y. Spike Timing-Dependent Plasticity: a hebbian learning rule[J]. Annual Review of Neuroscience, 2008, 31(1): 25-46.
- [9] Gerstner W. Time structure of the activity in neural network models[J]. Phys Rev E, 1995, 51(1): 738-758.
- [10] Bohte S M, Kok J N, LA POUTRE H. Error-backpropagation in temporally encoded networks of spiking neurons [J]. Neurocomputing, 2002, 48(1): 17-37.
- [11] Xu Y, Zeng XQ, Han LX, et al. A supervised multi-spike learning algorithm based on gradient descent for spiking neural networks[J]. Neural Networks, 2013, 43: 99-113.
- [12] 陈燕. 神经元的突触可塑性与学习和记忆[J]. 生物化学与生物物理进展, 2008, 35(6): 610-619.
- [13] Markram H. , Lubke J, Frotscher M, et al. Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs. Science, 1997, 275(5297): 213-215.
- [14] Sporea I, Gruning A. Supervised learning in multilayer spiking neural networks[J]. Neural Computation, 2013, 25(2) : 473-509.
- [15] Cortez P, Morais A. A Data Mining approach to predict forest fires using meteorological data. [C]// Proceedings of the 13th Portuguese Conference on Artificial Intelligence. 2007: 512-523.