

基于多超声传感器信息和 NeuCube 的移动机器人走廊场景识别

王秀青^{1*}, 侯增广², 潘世英¹, 谭民², 王永吉^{3,4,5}, 曾慧⁶

(1. 河北师范大学 应用信息技术系, 石家庄 050024;

2. 复杂系统管理与控制国家重点实验室(中国科学院自动化研究所), 北京 100190;

3. 基础软件国家工程研究中心(中国科学院软件研究所), 北京 100190;

4. 计算机科学国家重点实验室(中国科学院软件研究所), 北京 100190;

5. 中国科学院软件研究所 互联网软件技术实验室, 北京 100190; 6. 北京科技大学 信息学院, 北京 100083)

(* 通信作者电子邮箱 xqwang2013@163.com)

摘要:为提高室内移动机器人的环境感知能力,针对其常处的结构化走廊场景的分类、Spiking 神经网络(SNN)和基于 SNN 的新型计算模型 NeuCube 进行研究。SNN 利用尖脉冲传递时、空信息,比传统的神经网络更适于动态、时序信息的分析,以及各种模式信息的识别和分类。此外,SNN 更易于用硬件实现。在对 NeuCube 的基本原理、学习方法和计算步骤进行讨论的基础上,利用多超声传感信息和 NeuCube 对室内移动机器人常处的 7 种走廊场景进行识别。实验结果表明基于多超声传感信息和 NeuCube 的移动机器人走廊场景分类方法可以对 7 种走廊场景进行有效识别,该方法有助于增强移动机器人的自主性和提高其智能水平。

关键词:移动机器人;多超声传感信息;spiking 神经网络;环境感知;分类

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

Corridor scene recognition for mobile robots based on multi-sonar-sensor information and NeuCube

WANG Xiuqing^{1*}, HOU Zengguang², PAN Shiyong¹, TAN Min², WANG Yongji^{3,4,5}, ZENG Hui⁶

(1. Department of Application Information Technology, Hebei Normal University, Shijiazhuang Hebei 050024, China;

2. State Key Laboratory of Management and Control for Complex System (Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100090, China;

3. National Engineering Research Center for Fundamental Software (Institute of Software, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190, China;

4. State Key Laboratory of Computer Science (Institute of Software, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190, China;

5. Laboratory for Internet Software Technologies, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

6. School of Information, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: To improve the perception ability of indoor mobile robots, the classification method for the commonly structured corridor-scenes, Spiking Neural Network (SNN) and NeuCube, which is a novel computing model based on SNN, were studied. SNN can convey spatio-temporal information by spikes. Besides, SNN is more suitable for analyzing dynamic and time-series data, and for recognizing data of various patterns than traditional Neural Network (NN). It is easy to be implemented by hardware. The principle, learning methods and calculation steps of NeuCube were discussed. Then seven common corridor scenes were recognized by the classification method based on multi-sonar-sensor information and NeuCube. The experimental results show that the proposed method is effective. Additionally, it is helpful for improving autonomy and intelligence of mobile robots.

Key words: mobile robot; multi-sonar-sensor information; Spiking Neural Network (SNN); environment perception; classification

0 引言

作为机器人学重要分支之一的移动机器人有着广泛的应用前景。机器人智能是机器人研究的关键技术之一。机器人智能程度的高低决定其能否在实际应用中自主地实现各种功

能、顺利地完成任务;而机器人智能与人工智能的发展紧密相关,其中神经网络是人工智能应用的一个新领域。

传统点火率神经网络(Neural Network, NN)难以实现与时序相关的编码,及进行带有步骤或时间次序的计算。生物学实验研究表明,真实的生物脑、视觉神经元通过所发出和接

收稿日期: 2015-06-08; **修回日期:** 2015-06-26。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61175059, 61375010);河北省自然科学基金资助项目(F2014205115);中国科学院复杂系统管理与控制国家重点实验室开放课题资助项目(20120105)。

作者简介: 王秀青(1970-),女,河北石家庄人,教授,博士,主要研究方向:智能计算、先进机器人; 侯增广(1969-),男,河北临城人,研究员,博士生导师,博士,主要研究方向:先进机器人、智能控制、嵌入式系统; 潘世英(1979-),女,河北石家庄人,讲师,硕士,主要研究方向:智能计算; 谭民(1963-),男,广东新会人,研究员,博士生导师,博士,主要研究方向:机器人控制; 王永吉(1963-),男,辽宁营口人,研究员,博士生导师,博士,CCF 高级会员,主要研究方向:虚拟化技术、隐蔽信道、实时系统、人工智能、数据挖掘、软件工程; 曾慧(1980-),女,山东菏泽人,副教授,博士,主要研究方向:机器视觉、模式识别。

收的 Spike(尖脉冲)来传递信息。基于此,20 世纪 90 年代中后期出现了似真的 Spiking 神经网络(Spiking NN, SNN),又称脉冲神经网络(Pulse NN, PNN)。在 SNN 中,脉冲(Spiking)神经元就像真正的生物神经元那样利用脉冲编码将时空信息融入到信息的传递和计算当中去。Spiking 神经元通过输出脉冲而产生一个短暂的活动,这使得 SNN 能够在离散时间,这也是 Spiking 神经元与传统神经元的明显差别。多用于脑成像及图像处理技术的脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled NN, PCNN)^[1-3]可以看作是 SNN 的一种特例。

奥地利 Graz 工业大学的 Maass 教授将迄今为止人工神经网络的发展分为三代^[4]:第一代神经网络以 McCulloch-Pitts 神经元作为计算单元,包括感知机神经元、阈值神经元等;第二代神经元利用权值和(或多项式和)作为激活函数,具有连续的输出信号,典型的第二代神经网络包括前向、递归 Sigmoidal NN,以及径向基(Radial Basis Function, RBF) NN 等;SNN 是第三代神经网络^[5],它通过单独的尖脉冲(Spike)时间传递信息,并且比其他类型的神经网络具有更强的计算能力。已证实 SNN 可以完成任意前向 Sigmoidal 神经网络的功能,并且可以逼近任意连续函数^[6-9]。SNN 除了具有较强的计算能力外,在模式识别和分类上也显示出它的优越性能,利用 SNN 可以成功地解决非线性分类和高维聚类问题^[10-15]。

SNN 相比传统 NN 具有下述优点:Spiking 神经元融入了时间和空间信息,更适用于动态环境;比传统 NN 具有更强的鲁棒性和更易于用硬件实现;具有很强的计算能力,利用 SNN 芯片在实际中可进行快速而有效的应用;以更少的神经元实现传统神经网络功能,因而同样功能的基于 SNN 的神经芯片相对于基于第二代神经网络的神经芯片具有更小的体积和更低的功耗。虽然众多的研究者在 SNN 的理论及应用方面作了大量的工作,但相对于前两代人工神经网络,SNN 的理论研究和训练方法还不够成熟,仿真工具相对较少,因而 SNN 的研究具有一定的挑战性。

一些专家学者已成功将神经网络应用于机器人领域^[16-18],SNN 在应用于移动机器人感知、控制方面也取得了一些进展^[19-22]。奥克兰理工大学 Kasabov 教授在 SNN 的基础上提出了一种新型的计算模型 NeuCube^{[13]189-195,[23-24]},利用 NeuCube 对各种脑电信号的类别进行了有效的分析。室内移动机器人是常用移动机器人之一,走廊场景又是室内移动机器人经常位于的处所。移动机器人准确地对所处的环境进行感知是其进行下一步工作,实现自主性的首要条件。本文利用 Kasabov 教授提出的 NeuCube 计算模型对室内机器人常见的 7 种走廊场景进行了感知。

1 移动机器人走廊场景识别的描述

1.1 常见 7 种走廊场景

一个自主的机器人应能够正确感知周围环境并作出适当的反应。对于室内移动机器人而言,走廊环境是常见的结构化场景。正确地室内走廊场景进行分类,对于室内移动机器人准确定位、顺利完成给定任务具有重要意义。图 1 为

7 种移动机器人常见的走廊场景。

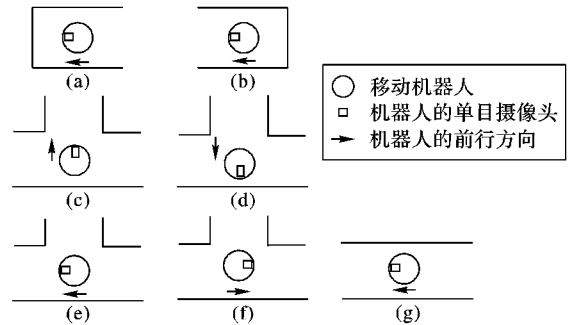


图1 7种移动机器人所处走廊场景

1.2 移动机器人 CASIA-I 中的超声传感器测量系统

本文以机器人 Casia-I 为例进行走廊场景的分析。CASIA-I 在距离地面 40 cm 处安装了 16 个 Polaroid 6500 超声传感器,均匀分布在机器人外周,每两个传感器之间相隔 22.5° ,测距范围为 0.45 ~ 10.0 m,波束角是 30° ,编号为 $S_1 \sim S_{16}$ (逆时针排列)。

Casia-I 的超声传感器采用时间渡越法进行超声测距,即 $d = C_s t / 2$,其中: d 为超声测距所测得的距离值, C_s 为声速, t 为从超声换能器发射超声波至接收到超声波回波之间的时间。单个超声传感器测量结果具有一定的不确定性:1) 测量方向性差,不能准确确定被测物的空间位置;2) 测量结果受物体表面及入射角的影响比较大,测量的稳定性差;3) 存在一定的探测盲区;4) 测量结果受超声多次反射、镜面反射的影响较大。由于单个超声传感器测量的不确定性,在实际使用中一般将多个超声传感器的测量结果进行数据融合。

1.3 超声传感器测量数据的采集

在研究中采取如下方法获得移动机器人在不同场景时的超声测量信息:在每个测试场景中,控制机器人沿走廊中线以恒定速度行进。在行进的过程中,等时间间隔地采集超声传感器的测量信息,例如在 k 时刻测得: $S_1(k), S_2(k), \dots, S_{16}(k)$ 。利用每次采集的 16 个超声传感器的测量数据构造向量: $X_{ij} = [S_{1ij} \ S_{2ij} \ \dots \ S_{16ij}]$ (其中: $i(i = 1, 2, \dots, 7)$ 为待分类走廊场景; $j(j = 1, 2, \dots, l)$ 为在第 i 个走廊场景所采集的第 j 组超声数据)。在本文实验中,对于每个走廊场景 $l = 7$ 。

2 相关 SNN 理论及 NeuCube 模型

2.1 Spiking 积分点火神经元模型

Spiking 积分点火(Integrated And Fired, IAF)神经元模型是 Spiking 神经元中广为使用的一种阈值点火模型,该模型结构简单、使用方便,其原理见图 2^{[6]27}。

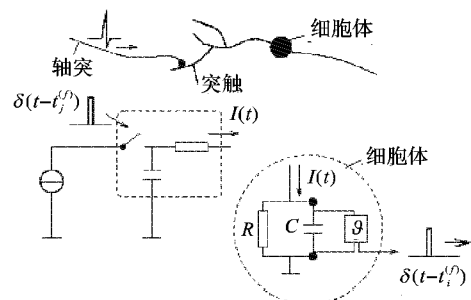


图2 IAF 神经元模型

IAF 神经元模型如式(1)所示,其中的驱动电流由两部分

组成:流过电阻的电流和流过电容的电流。 u 是电容 C 两端的电压,时间常数 $\tau_m = RC$ 。

$$\tau_m \frac{du}{dt} = -V(t) + R(t) \quad (1)$$

在硬件电路模型中: V 表示神经元的膜潜能, τ_m 是神经元的膜时间常数。当神经元的膜潜能 V 超过点火阈值电压 ϑ 时,神经元输出一脉冲,并且在抑制周期 T^{inh} 中 V 一直保持在膜静态电压值 V^{rest} (抑制周期 T^{inh} 为神经元在点火后,神经元膜潜能保持不变,即维持在膜静态电压 V^{rest} 的一段时间)。

2.2 动态突触模型

在 SNN 中前突触的激活潜能通过突触连接映射为后突触电流。后突触电流用式(2)表示:

$$I(t) = w \cdot \exp\left(-\frac{t}{\tau_{\text{syn}}}\right) \quad (2)$$

其中: w 为突触连接权值, τ_{syn} 为突触时间常数。如果 w 为标量并且不随输入突触连接的前突触的激活潜能变化,这样的突触模型为静态突触模型。如果 w 随输入突触连接的前突触的激活潜能变化,则这样的突触模型为动态突触模型。

2.3 基于阶次编码的学习规则

式(3)为基于阶次编码(rank order rate)^[25-26]神经网络权值的调整规则:

$$\Delta w_{j,i} = \alpha \cdot m^{\text{order}(j,i)} \quad (3)$$

其中: α 为学习率, m 为模因子, $\text{order}(j,i)$ 代表在到达神经元 j 与 i 之间的联结突触的第一个尖脉冲(Spike)在所有到达神经元 i 的突触联结 Spike 中的阶次编码。

在式(4)~(5)中: V_{imax} 为神经元的膜潜能的极大值, p 为联结到后突触神经元 i 的突触的个数, ϑ 为神经元的点火阈值, $C \in (0,1)$, $\text{order}(j,i)$ 含义同式(3)。

$$V_{\text{imax}} = \sum_{j=1,2,\dots,p} m^{\text{order}(j,i)} \quad (4)$$

$$\vartheta = C \cdot V_{\text{imax}} \quad (5)$$

神经元 i 在 k 时刻的后突触膜潜能 $V_i(k)$ 如式(6)所示:

$$V_i(k) = \sum_{t=0,1,2,\dots,k} \sum_{j=1,2,\dots,p} e_j(t) \cdot m^{\text{order}(j,i)} \quad (6)$$

如果第一个脉冲在 t 时刻到达联结突触 j ,则 $e_j(t) = 1$ 。

2.4 STDP 学习规则

脉冲时间相关可塑性(Spike Time Dependent Plasticity, STDP)学习规则是基于生物神经元的学习规律而来的,最先由 Markram 等^[27]提出,体现的是神经元前突触输入脉冲和后突触输出脉冲的时间差对于突触连接强度变化的影响。如果神经元前突触输入脉冲的时刻在后突触输出脉冲时刻之前,则前后神经元之间突触连接强度增强;反之减弱。

设前突触神经元为 j ,后突触神经元为 i ,前突触输入脉冲与后突触脉冲输出的时间差 Δt^f ,神经突触联结强度的相对变化为 $\Delta w_{j,i}$,如式(7)所示:

$$\Delta w_{j,i} = \alpha_{\text{STDP}} F(\Delta t^f) \quad (7)$$

其中: α_{STDP} 为 STDP 学习率(简称 STDP 率), t_i^f 和 t_j^f 为神经元 i , j 的点火时间, $\Delta t^f = t_i^f - t_j^f$ 。

2.5 SDSP 学习规则

Spike 驱动突触可塑性(Spike Driven Synaptic Plasticity,

SDSP)学习规则^[28]是一种半监督的学习规则,如果前突触 Spike 到达突触终端时,后突触神经元的膜潜能高于给定阈值(一般为在后突触发出 Spike 之后很短的时刻前),前后突触的联结权值被增加,如式(8)所示:

$$w_{j,i} = J_0; V_i > V_{\text{th}} \quad (8)$$

其中: J_0 为一给定正值, $w_{j,i}$ 为激活联结, V_{th} 为神经网络联结权值由抑制到激活(或由激活到抑制)状态转变的膜潜能阈值。如果当前突触神经元发出的尖脉冲(Spike)到达后突触神经元时,后突触神经元的膜潜能低(一般为该神经元刚发出一个 Spike),此时突触的联结权值减少,即联结突触为抑制,如式(9)所示:

$$w_{j,i} = -J_1; V_i < V_{\text{th}} \quad (9)$$

其中: J_1 为一给定正值, $w_{j,i}$ 为抑制联结。

2.6 动态进化 SNN

阶次编码的学习规则仅根据第一个到达联结突触的 Spike 对突触的联结权值进行一次调整,对于联结权值动态变化的动态突触不很适用。在动态进化 SNN(dynamic evolving SNN, deSNN)^{[13]192}中,利用阶次编码的学习规则对网络突触联结权值进行初始化,之后利用动态的学习规则 STDP 或 SDSP 进行网络权值的修正。例如用 SDSP 规则修正时如式(10)所示:

$$\Delta w_{j,i}(t) = e_j(t) \cdot D \quad (10)$$

当所学习的模式在时刻 t 出现时,紧接着在输出神经元 i 和前神经元 j 相连的突触上有一个脉冲时, $e_j(t) = 1$;反之 $e_j(t) = -1$ 。其中常数 D 为漂移率(或称为漂移参数),可能为向上或向下漂移。所有前突触神经元 j 到后突触神经元 i 的膜潜能之和 V_i 如式(11)所示:

$$V_i = \sum_{t=0,1,2,\dots,k} \sum_{j=1,2,\dots,p} f_j(t) \cdot w_{j,i}(t) \quad (11)$$

其中: k 代表在第 k 个时刻输入相应的模式信息, p 的含义同式(4)、(6)。如果对于所学习的输入模式在时刻 t 时突触 j 上有尖脉冲输出,则 $f_j(t) = 1$;否则 $f_j(t) = 0$ 。神经元 i 的点火阈值如式(12)所示:

$$\vartheta = C \cdot V_i \quad (12)$$

其中: ϑ 为第 i 个神经元发出尖脉冲(Spike)的阈值(即神经元点火的阈值); C 为一常数,该常数在 $(0,1)$ 内。如果 V_i 高于该神经元的点火阈值 ϑ ,当相似模式的信息输入到第 i 个神经元时,则神经元 i 有尖脉冲(Spike)输出,即有新的模式与神经元 i 相关联。

2.7 基于 SNN 的计算模型 NeuCube

NeuCube 是一种计算模型,在该模型中由一池 Spiking 神经元构成了一个神经元的储备池,并使该池神经元具有立体的递归连接的拓扑结构:可以为一个立方体式的拓扑结构,或由神经元构成大脑形状的拓扑结构。在本实验中采用立方体式的拓扑结构,神经元池中所包含的神经元为 Spiking IAF 神经元。在 NeuCube 中每个神经元与周围的神经元进行小范围内的联结(R 为联结的范围)。例如 $R = 1$,表示每个神经元与其相邻最近的 1 个神经元相连;如 $R = n$,表示每个神经元与其相连的神经元的空间范围是 $R = 1$ 时的 n 倍。使用 NeuCube

的计算步骤如图 3 所示。

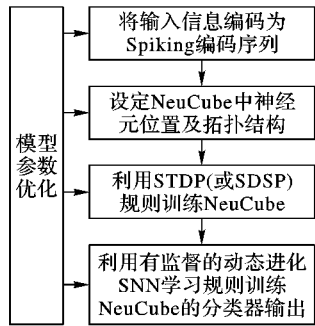


图 3 NeuCube 计算原理

首先将输入信号进行 Spike 编码,然后设定 NeuCube 的拓扑结构和其中的输入神经元节点;之后利用无监督的 STDP 规则(或半监督的 SDSP 规则)训练 NeuCube;再利用有监督的 deSNN 规则训练输出神经元获得 NeuCube 分类器的输出模型。

在利用无监督的 STDP 规则(或半监督的 SDSP 规则)学习输入数据的不同模式时,通过学习规则调整网络权值实现对输入模式的学习;然后利用有监督的学习方法,例如动态进化 SNN 的方法将所给数据与在上一个阶段学习所得的输入模式进行归类。

3 实验结果及讨论

本实验中 NeuCube 所用的拓扑结构为 $10 \times 10 \times 10$ 的 Spiking IAF 神经元点阵,如图 4 所示。图 4 中小方点和大圆点表示在神经元池中的神经元节点,其中大圆点为以超声传感器信息作为输入的神经元,实验中将 1.3 节中连续的三个时刻的超声传感器信息作为一组数据输入到 NeuCube 中。实验中 Casia-I 有 16 个超声传感器,图 4 中 16 个大圆点表示输入神经元节点,输入信号为经过 Spiking 编码的 16 个超声传感器的测量值。Spiking 编码有多种方式,在此选用 Spike address event representation 编码^[29],Spike 编码的阈值为 0.5。图 4 中的相对于大圆点较小的小方点表示其他的 IAF 神经元节点。图 5 中显示出点火阈值在 0.08 mV 以上的神经元的联结情况。

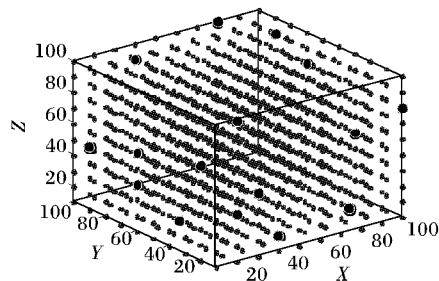


图 4 场景识别 NeuCube 拓扑结构

在利用 deSNN 训练 NeuCube 移动机器人走廊场景分类器时,所用参数根据经验设定为: $m = 0.4$,漂移率 $D = 0.25$,联结范围 $R = 2.5$ 。对 Casia-I 在 7 种走廊场景采集的超声传感器数据输入 NeuCube 时,每个神经元输出脉冲的情况如图 6 所示。

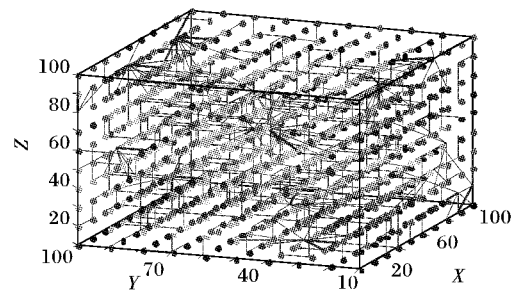


图 5 点火阈值在 0.08 以上神经元联结状况

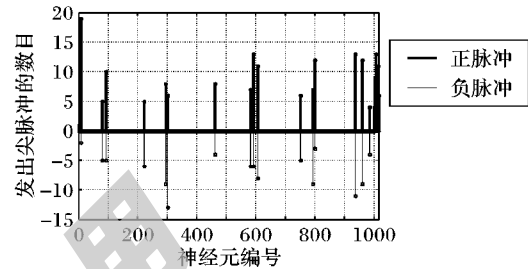


图 6 走廊场景识别 NeuCube 中神经元输出脉冲图

表 1 为基于多超声传感信息与 NeuCube 的移动机器人走廊场景识别结果。根据经验,一般 θ 在 0.2 ~ 1 变化,抑制周期在 2 ~ 10 ms 变化,STDP 率在 0.01 ~ 0.10 变化。由于该神经网络在训练的时候调整的参数比较多,随某参数变化分类准确率变化的趋势不是很明显。因而采用了栅格寻优的方法对上述参数在常用的范围内进行优化,得到优化后的参数为 STDP 率为 0.1,点火阈值 θ 为 0.8,抑制时间为 10 ms,此时识别准确率为 92.86%。

表 1 移动机器人走廊场景识别结果

| STDP 率 | 点火阈值 θ /mV | 抑制周期/ms | 分类准确率/% |
|--------|-------------------|---------|---------|
| 0.01 | 0.5 | 6 | 88.57 |
| 0.01 | 0.8 | 6 | 88.43 |
| 0.01 | 1.0 | 6 | 88.21 |
| 0.10 | 0.5 | 6 | 89.14 |
| 0.10 | 0.8 | 6 | 88.92 |
| 0.10 | 1.0 | 6 | 89.64 |
| 0.10 | 0.8 | 6 | 90.00 |
| 0.10 | 0.8 | 8 | 88.57 |
| 0.10 | 0.8 | 10 | 92.86 |

将本实验所用的连续三个时刻测得的多超声传感信息进行多传感器信息融合,将得到的融合向量输入到 BP 神经网络中,得到的分类结果的准确率为 82%^[30-31]。从上述实验结果可以看到,基于 NeuCube 计算模型的移动机器人场景识别方法好于传统的 BP 神经网络的方法。实验结果证明基于 SNN 的新型计算模型 NeuCube 对于移动机器人走廊场景的识别是行之有效的。

4 结语

似真神经网络 SNN 以其独有的时空信息融合能力为人们解决智能计算与识别提供了一种新的方法。本文提出的基于多超声传感信息和 NeuCube 的移动机器人走廊场景识别方法,利用 SNN 同时包含有时空信息的特性,利用多个连续时刻采集的移动机器人超声传感信息作为 NeuCube 的输入,

使用 SNN 阶次编码学习规则、STDP (SDSP) 学习规则、deSNN 学习规则作为 NeuCube 的学习规则。实验结果表明:所提出的基于 NeuCube 的场景识别方法对移动机器人常见走廊场景进行了有效的识别,为机器人准确感知环境提供了保障。本文方法也证明了 NeuCube 计算模型应用于分类的有效性。由于 SNN 较传统的神经网络更易于用硬件实现,未来的工作可以将 NeuCube 计算模型尝试用硬件实现。

致谢 感谢奥克兰理工大学 Kasabov 教授和图恩美博士针对本文工作与作者所进行的有益讨论、提出的宝贵建议和在本实验部分所给予的帮助。

参考文献:

- [1] WANG Z, MA Y, GU J. Multi-focus image fusion using PCNN [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2003–2016.
- [2] LI X, MA Y, FENG X. Self-adaptive autowave pulse-coupled neural network for shortest-path problem [J]. *Neurocomputing*, 2013, 115: 63–71.
- [3] 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.
- [4] MAASS W. Networks of spiking neurons: the third generation of neural network models [J]. *Neural Networks*, 1997, 10(9): 1659–1671.
- [5] VREEKEN J. Spiking neural networks, an introduction [EB/OL]. [2015-01-01]. http://people.mmc.uni-saarland.de/~jilles/pubs/2002/spiking_neural_networks_an_introduction-vreeken.pdf.
- [6] GERSTNER W. Spiking neurons [M]// MAASS W, BISHOP C M. *Pulsed Neural Networks*. Cambridge: MIT Press, 1999.
- [7] GERSTNER W, KISTLER W. *Spiking neuron models* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.
- [8] MAASS W. Noisy spiking neurons with temporal coding have more computational power than sigmoidal neurons [M]// MOZER M, JORDAN M I, PETSCHKE T. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT Press, 1997: 211–217.
- [9] GERSTNER W. Time structure of the activity in neural network models [J]. *Physical Review E*, 1995, 51: 738–758.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] WYSOSKI S, BENUSKOVA L, KASABOV N, *et al.* Evolving spiking neural networks for audiovisual information processing [J]. *Neural Networks*, 2010, 23(7): 819–835.
- [15] WANG X, HOU Z, TAN M, *et al.* Spiking neural networks and its application in mobile robots [C]// *Proceeding of 30th China Control Conference*. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 2011: 4133–4138. (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30届中国控制会议论文集. 上海: 上海科学技术出版社, 2011: 4133–4138.)
- [16] CHENG L, HOU Z, TAN M, *et al.* Neural-network-based adaptive leader-following control for multi-Agent systems with uncertainties [J]. *IEEE Transaction Neural Network*, 2010, 21(8): 1351–1358.
- [17] HOU Z, CHENG L, TAN M. Multi-criteria optimization for coordination of redundant robots using a dual neural network [J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 2010, 40(4): 1075–1087.
- [18] CHENG L, HOU Z, TAN M. Adaptive neural network tracking control for manipulators with uncertain kinematics, dynamics and actuator model [J]. *Automatica*, 2009, 45(10): 2312–2318.
- [19] 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.
- [20] GAMEZ D. Information integration based predictions about the conscious states of a spiking neural network [J]. *Consciousness and Cognition*, 2010, 19(1): 294–310.
- [21] WANG X, HOU Z, TAN M, *et al.* A behavior controller for mobile robot based on spiking neural networks [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71: 655–666.
- [22] WANG X, HOU Z, LV F, *et al.* Mobile robots' modular navigation controller using spiking neural networks [J]. *Neurocomputing*, 2014, 134: 230–238.
- [23] 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.
- [24] KASABOV N. NeuCube EvoSpike architecture for spatio-temporal modelling and pattern recognition of brain signals [EB/OL]. [2014-10-10]. <http://ncs.ethz.ch/projects/evospike/publications/neucube>.
- [25] THORPE S, DELORME A. Spike-based strategies for rapid processing [J]. *Neural Networks*, 2001, 14(6/7): 715–725.
- [26] THORPE S, GAUTRAIS J. Rank order coding [J]. *Computational Neuroscience: Trends in Research*, 1998, 13: 113–119.
- [27] MARKRA H, LUBKE J, FROTSCHER M, *et al.* Regulation of synaptic efficacy by coincidence of postsynaptic APs and EPSPs [J]. *Science*, 1997, 275(5297): 213–215.
- [28] FUSI S, ANNUNZIATO M, BADONI D, *et al.* Spike driven synaptic plasticity: theory, simulation, VLSI implementation [J]. *Neural Computation*, 2000, 12(10): 2227–2258.
- [29] LICHTSTEINER P, DELBRUCK T. A 64 × 64 AER logarithmic temporal derivative silicon retina [J]. *Research in Microelectronics and Electronics*, 2005, 2: 202–205.
- [30] WANG X. Research on environment perception and behavior control for mobile robot based on spiking neural networks [D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, Postgraduate Institute, 2007. (王秀青. 基于 Spiking 神经网络的环境感知和行为控制的研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2007.)
- [31] WANG X, HOU Z, TAN M, *et al.* Corridor-scene classifying method for mobile robot based on multi-sonar-sensor information fusion [J]. *International Journal of Information Acquisition*, 2007, 4(1): 15–26.