

一种触觉感知与脑启发的触觉传感系统

高天时, 邓斌, 崔子健, 王江, 王佳宣, 伊国胜[†]

(天津大学 电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要: 触觉智能感知是当前研究的热点问题之一. 然而, 大规模触觉数据集的缺乏限制了机器人触觉感知领域的发展, 解决问题的关键在于构建覆盖手掌的高时空分辨率触觉压力传感器系统. 对此, 构建一种脑启发的触觉传感系统 (BITSS), 以高时空分辨率对触觉压力信息进行获取, 并实现基于脉冲事件的触觉感知. 受皮肤触觉感受器启发, BITSS 使用神经形态模型对触觉压力信号进行脉冲编码, 实现两种触觉感受器神经元的模拟. 实验结果表明, BITSS 模拟的神经放电活动可以解码出抓握状态的低维空间. 在 10 种日常物体的分类任务中, 基于脉冲事件的分类器分类精度达到 94%, 具有较快的执行速度, 并验证了 BITSS 对触觉压力信号的时空编码能力.

关键词: 触觉感知; 神经形态; 类脑; 物体识别; 脉冲神经元; 分类器

中图分类号: TP274

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0842

引用格式: 高天时, 邓斌, 崔子健, 等. 一种触觉感知与脑启发的触觉传感系统 [J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 228-238.

A tactile perception and brain-inspired tactile sensing system

GAO Tian-shi, DENG Bin, CUI Zi-jian, WANG Jiang, WANG Ji-xuan, YI Guo-sheng[†]

(School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Tactile intelligent perception is one of the hot issues in current researches. However, the lack of large-scale tactile data sets limits the development of the field of tactile perception. The key to solving the problem is to build a high-temporal-resolution tactile pressure sensor system that covers the palm. This paper constructs a brain-inspired tactile sensing system (BITSS), which acquires tactile pressure information with high spatiotemporal resolution and realizes tactile perception based on spike events. Inspired by the skin tactile receptors, the BITSS uses the neuromorphic model to encode spike the tactile pressure signals and realizes the simulation of two types of tactile receptor neurons. The experimental results show that the neuroelectric activity simulated by the BITSS can decode the low-dimensional space of the grasping state. In the classification tasks of ten daily objects, we provide a spike-based Bayesian classifier with a classification accuracy of 94% and a fast execution speed. The above results verify the spatiotemporal coding ability of the BITSS for tactile pressure signals.

Keywords: tactile perception; neural morphology; brain-inspired; object recognition; spiking neuron; classifier

0 引言

触觉使我们能够通过触摸来评估对象的大小、形状、纹理和其他属性^[1-2]. 近年来, 随着智能化水平的提高, 如何使机器人获得触觉感知能力成为当前机器人领域研究的热点问题之一^[3-4]. 但是, 与视觉等其他感官形式相比, 触觉领域研究仍处于起步阶段. 大型触觉数据集的缺失阻碍了对触觉感知的基本理解. 解决这一问题的关键在于构建覆盖手掌的高时空分辨率触觉压力传感器系统.

神经形态系统 (neuromorphic system) 模拟生物神经系统的脉冲编码方式, 可以减少数据计算和存

储的负担^[5-6]. 神经形态系统正在成为机器与现实环境实现复杂交互的先进机器人系统. 为了实现基于触觉信息的智能感知, 受触觉感受器编码特性启发, 最近的研究利用神经形态模型模拟触觉感受器神经元的放电活动^[7], 实现基于触觉的感知. 文献 [8] 使用积分放电 (integrate-and-fire, IF) 神经元建立了缓慢的自适应 I 型机械感受器对盲文字符的响应模型. 文献 [9] 使用皮肤的压痕和压痕的时间导数作为积分放电模型的输入, 模拟了不同类型的触觉感受器对外部压力的响应. 这些研究验证了神经形态模型模拟触觉感受器的可行性.

收稿日期: 2021-05-13; 录用日期: 2021-09-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62071324, 62171311); 天津市自然科学基金项目 (19JCQNJC01200).

责任编辑: 张文安.

[†]通讯作者. E-mail: guoshengyi@tju.edu.cn.

然而,以上研究关注于单个或数个触觉神经元的模拟,而忽略了大规模触觉感受器网络对抓握目标的集群编码作用.在此,本文采用触觉神经形态模型,依托柔性、高密度压力传感器,开发了脑启发的触觉传感系统 (brain inspired tactile sensing system, BITSS),以动作电位的形式对外部的压力刺激进行编码,实现基于动作电位的触觉感知.通过高性能采集装置实时记录外部压力,并利用神经形态模型计算触觉感受器神经元的放电活动,BITSS实现了数百个触觉感受器神经活动的实时模拟.与生物神经网络类似,BITSS以动作电位序列的形式对外部的压力刺激进行编码,这种脉冲编码特性提高了系统对外部刺激的辨识能力,在不影响准确性的情况下,提高了触觉感知效率. BITSS系统的创新之处在于,实现了对触觉压力信息的脉冲编码,并基于脉冲信号实现了对抓握对象的触觉感知.

针对 BITSS 神经元模型的编码特性分析表明,BITSS具有与真实神经元相似的编码特性.为了验证 BITSS 的有效性,设计不同抓握姿态和不同抓握对象的实验,使用 BITSS 再现触觉感受器集群的电活动.对集群电活动的分析结果表明,在人操作物体的过程中,触觉感受器集群的动作电位可以编码抓握的动态过程并提供有关物体形状的信息.在分类任务中,本文方法与其他方法的对比表明,BITSS 具有较高的感知精度和较快的感知速度.以上结果表明,BITSS 作为触觉智能感知的工具,具有较好的综合性能.除此之外,BITSS 可以作为触觉感知研究的一个重要工具.

1 系统和方法

首先介绍系统的整体思路;然后介绍触觉神经形态传感系统的两个核心部分,即柔性压力采集装置和触觉神经形态模型,柔性压力采集装置记录手掌无毛皮肤的外部压力信息,而触觉神经形态模型模拟感受器集群放电活动;最后介绍集群活动降维分析方法和基于集群脉冲活动的物体分类器.

1.1 系统整体架构

系统整体架构如图1所示.柔性压力采集装置实时采集动态压力数据,并将数据传输至神经形态模型.由神经形态模型组成的网络(模拟触觉感受器集群)处理这些压力信号,获得模拟的触觉感受器神经响应.最后,神经响应被应用于触觉感知任务,包括抓握姿态解码任务和物体识别任务.

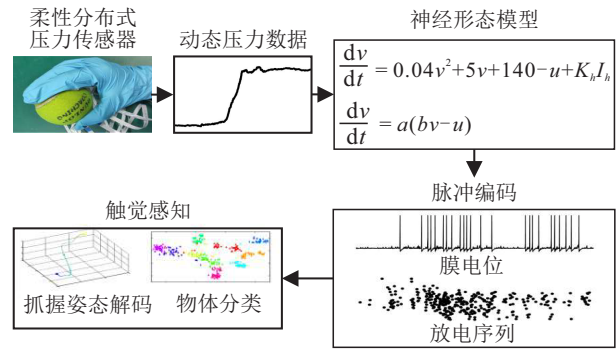


图1 BITSS概述

1.2 柔性压力采集装置

设计覆盖全手无毛皮肤的电阻式压力传感器(图2(a)),其具有较高的灵敏度和工作范围,可以覆盖全手无毛皮肤.压力传感器分为3个部分,分别为大拇指区域、四指区域和手掌区域,共有807个独立采集单元(图2(b)).压力传感器用胶水固定在丁腈材质的绝缘手套上,如图2(c)所示.压力传感器中的每个独立感应单元所占空间为2.5 mm×2.5 mm,每个感应电电极宽度为1.5 mm×1.5 mm.传感器厚度<0.2 mm,传感器其他重要参数如表1所示.

表1 柔性压阻传感器参数

参数	数值	单位
量程	1~50	kg
静态电阻	>1	MΩ
迟滞性	<6	%
漂移	<8	%
传感器重复性	±10	%
工作电压	3.3~5	V
响应时间	<20	ms

本系统使用采集卡作为采集电路的下位机.采集电路如图2(d)所示,利用AD模拟量输入(16位)进行实时的电压检测.当传感器受到压力时,其电阻随着压力的增大而减小.传感器的压阻特性表现为电阻与压力的幂函数关系,电阻导数与压力呈近似线性关系.通过传感器的电阻-压力曲线(图2(e)),可以估计各个采集点处的压力值.将压力数据分布在42×35的矩阵中,获得手掌的压力分布图,如图2(f)所示.

1.3 触觉神经形态模型

触觉神经形态模型用于模拟手部无毛皮肤中触觉感受器在外部压力刺激下的神经电活动.手部皮肤中的触觉感受器通过动作电位传递有关物体形状的信息,它们主要分为4种类型.缓慢适应1型(slowly adapting type1, SA-1)感受器的放电频率与静态压痕的大小相关;缓慢适应2型(slowly adapting type2, SA-

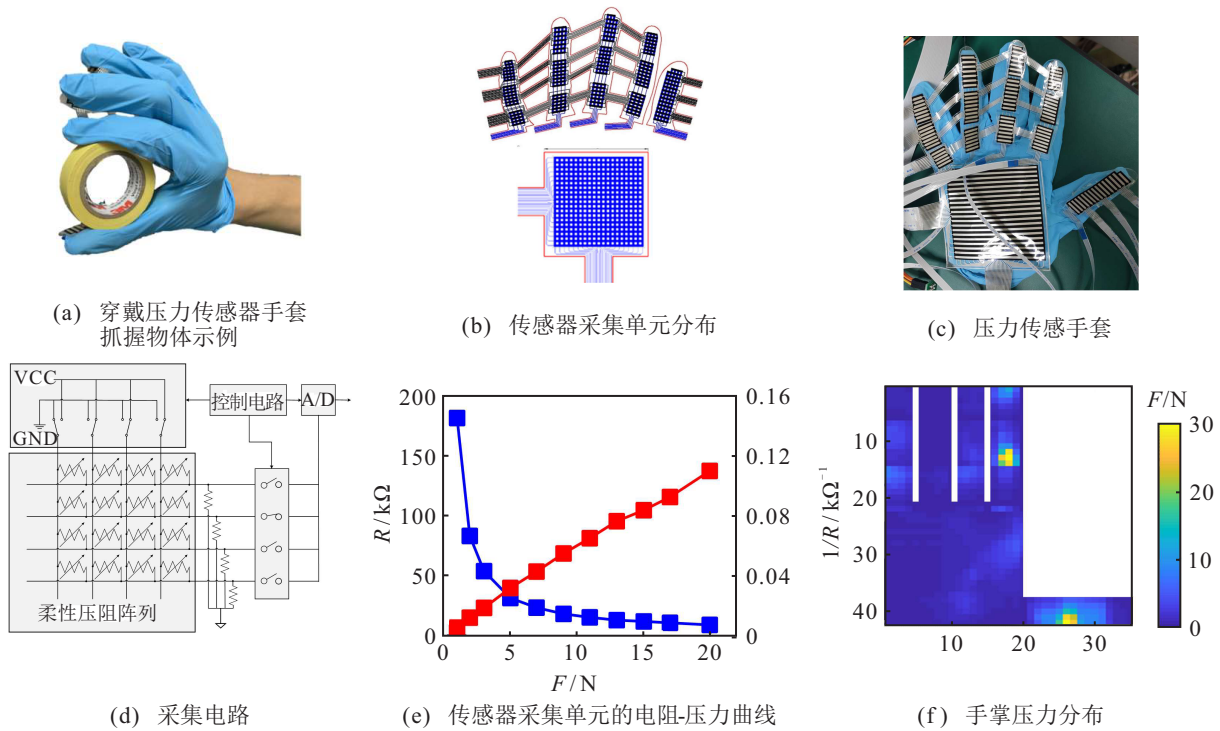


图2 压力检测组件

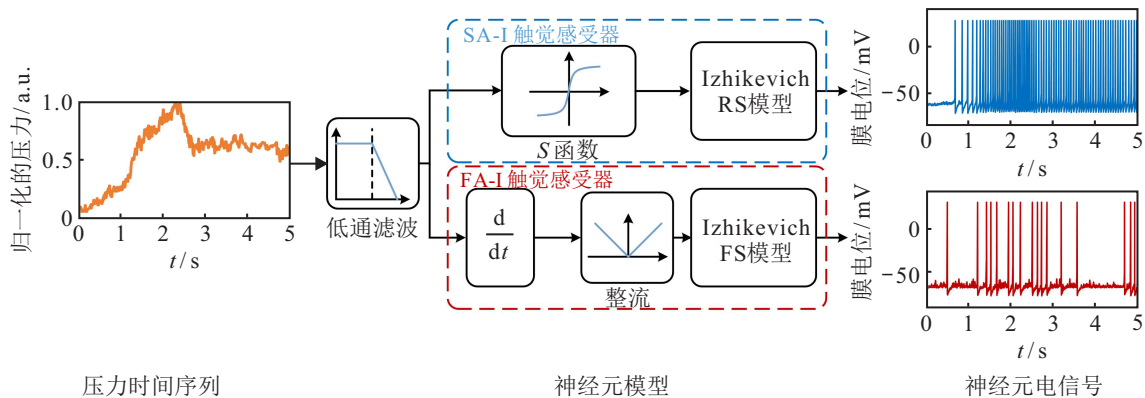


图3 触觉感受器神经形态模型

2) 感受器响应皮肤的拉伸;快速适应1型(fast adapting type1, FA-1)感受器在皮肤表面机械刺激的开始和偏移时产生动作电位;而快速适应2型(fast adapting type2, FA-2)感受器响应高频振动和精细纹理. 其中,分布于皮肤表面的SA-1感受器和FA-1感受器在触觉形状感知过程中占据重要的地位^[10]. 因此,使用触觉神经形态模型模拟SA-1感受器和FA-1感受器. 为了提高神经形态计算的速度,使用软神经形态的方法^[11],即使用神经形态模型软件仿真,而不是使用硬件电路直接模拟感受器的放电活动.

为了模拟SA-1和FA-1神经元,神经形态模型通过3个阶段来估计触觉感受器的尖峰响应. 首先,将采集的压力序列经过低通滤波,模拟皮肤表面的低通特性;然后,信号被估计为两个不同的分量,即压力的准静态分量和由压力随时间变化引起的动态分量;

最后,将二阶段产生的准静态分量和动态分量作为Izhikevich模型的输入电流,产生神经元编码压力的尖峰序列,如图3所示.

Izhikevich模型^[12]广泛应用于触觉感受器的模拟^[13-14]. 因此,本文使用Izhikevich模型作为触觉感受器的仿真模型. Izhikevich神经元的动力学模型如下所示:

$$\dot{v} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + K_h I_h, \quad (1)$$

$$\dot{u} = a(bv - u). \quad (2)$$

其中: v 为膜电压(单位:mV); u 为恢复性变量,其表示钾通道的超极化电流和钠通道的去极化电流;将压力曲线转换后的准静态分量和动态分量作为Izhikevich模型的输入电流 I_h ; K_h 为增益系数($h = RS, FS$), K_h 的选择方法参见文献[14]. 当神经元的电压到达阈值 v_{th} 时,神经元产生动作电位,并进行如下

复位操作:

$$\begin{cases} v = c, \\ u = u + d. \end{cases} \quad (3)$$

其中 a 、 b 、 c 和 d 为4个无量纲数, 它们的不同组合使神经元模型产生不同模式的放电活动. 鉴于神经元不应期对编码所起的关键作用^[15], 设置神经元产生动作电位后, 其膜电位在之后的绝对不应期 τ_{ref} 内保持不变. 为了匹配动物实验中触觉感受器的放电特性^[16], 采用规则放电 (regular spiking, RS) 神经元模型对 SA-1 感受器建模, 采用快速放电 (fast spiking, FS) 神经元对 FA-1 感受器建模, 模型的参数如表 2 所示. 807 个独立采集点采集的压力数值通过神经形态模型转换为 807 个 SA-1 神经元和 807 个 FA-1 神经元的脉冲活动. 在后文中, SA-1 集群表示由 SA-1 触觉感受器组成的神经元集合, 而 FA-1 集群表示由 FA-1 触觉感受器组成的集合.

表 2 神经元模型参数

模型参数	RS	FS
a	0.02	0.1
b	0.2	0.2
c	-65	-65
d	8	2
v_{th}/mV	30	30
τ_{ref}/ms	5	3
K_h	6	4

1.4 集群活动分析

为了测试 BITSS 模拟的动作电位序列能否编码人手抓握物体时的姿态信息, 采用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 方法对模拟动作电位序列进行处理. PCA 已经在神经动力学的研究中得到了广泛的应用^[17-18], 其可以将神经集群的活动表示在低维度空间中, 从而实现对神经集群活动的可视化^[19].

根据集群活动计算模拟的动作电位序列计算状态矩阵 \mathbf{X} , 状态矩阵 \mathbf{X} 表征了各个神经元的平均放电速率. 设置连续 50 ms 的时间窗, 以 10 ms 的步长滑过动作电位矩阵, 获得 m 个时间窗. 在时间窗内计算各个神经元的放电个数, 将放电个数除以时间窗的窗长作为神经元在当前时间窗下的瞬时状态. 因此, 在每个时间窗下获得一个 n 维列向量, 其中列向量的第 n 个值表示第 n 个神经元在当前时间窗下的放电速率. 将 m 个时间窗的瞬时状态进行组合, 获得状态矩阵 $\mathbf{X}_{n \times m}$, 其中 n 表示神经元的个数, m 表示观测时间窗的个数. 对 $\mathbf{X}_{n \times m}$ 进行 PCA, 将每个时间窗下神经集群的状态投影到前 3 个主要成分组成的空

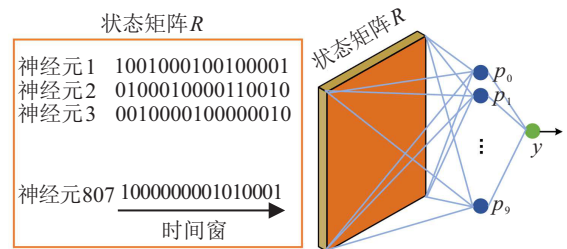
间, 实现可视化. 在 1.3 节, 通过 SA-1 神经元集群中的 807 个神经元 6 s 内的放电活动计算状态矩阵, 此时 $n = 807, m = 596$.

1.5 物体识别算法

为了验证 BITSS 在物体分类任务中的有效性, 本文将 BITSS 模拟的动作电位序列作为朴素贝叶斯分类器^[20] 的特征, 对物体的类别进行分类. 将触觉感受器网络的动作电位序列转换为 $I \times J$ 的特征矩阵 \mathbf{R} , 其中 I 表示神经元的数量, J 表示时间窗的个数, 在 SA-1 集群的状态矩阵 \mathbf{R}_{SA} 中 $I = 807$, 在 SA-1 和 FA-1 集群的状态矩阵 \mathbf{R}_{SA+FA} 中 $I = 1614$. 特征矩阵中的元素 $r_{i,j}$ 为二值元素, 等于 1 或者 0. $r_{i,j} = 1$ 表示第 i 个神经元在第 j 个时间窗内存在动作电位; 反之, $r_{i,j} = 0$. 时间窗互不重叠, 窗长的设置在 2.4 节中详细讨论. 使用伯努利朴素贝叶斯分类器对 \mathbf{R} 进行分析, 用以预测抓握物体的类别, 如图 4(a) 所示. 这种方法与声音辨别任务中使用的方法类似, 详情见文献 [21]. 预测结果 y 的计算方式如下:

$$y = \operatorname{argmax}_{d=[0,1,\dots,9]} p_d = \operatorname{argmax}_{d=[0,1,\dots,9]} \prod_{i,j} p_{d,i,j}^{r_{i,j}} (1 - p_{d,i,j})^{1-r_{i,j}}. \quad (4)$$

其中: $d = 0, 1, \dots, 9$ 为分类标签, 数字对应的物体如图 4(b) 所示; p_d 为类别 d 的总后验概率; $p_{d,i,j}$ 表示特定类别 d 的第 i 个神经元在第 j 个时间窗内产生尖峰的概率. 分类器通过独立的伯努利观测值累积后验概率来估计总后验概率. 当给定神经元和时间窗内的响应为 1 (即 $r_{i,j} = 1$) 时, 其对于类别 d 的总后验概率贡献等于贝叶斯似然概率 $p_{d,i,j}^0 (1 - p_{d,i,j})^1 = 1 -$



(a) 伯努利朴素贝叶斯分类器



(b) 10 种待分类的物体及其数字标签

图 4 贝叶斯分类模型

$p_{d,i,j}$. 而当 $r_{i,j} = 0$ 时, 其贡献为 $p_{d,i,j}^1(1 - p_{d,i,j})^0 = p_{d,i,j}$. 在独立性假设下, 特定形状对象的总后验概率在所有可能的时间窗内累加. 计算每个类别的后验概率并且比较总后验概率, 后验概率最大的数字 d 为分类器预测的物体类别. 在本文的分类实验中, 以 8:2 的比例划分训练集与测试集. 基于拉普拉斯平滑系数法对训练集数据进行计算, 获得后验概率.

2 结果分析

2.1 触觉感受器响应特性分析

触觉神经形态模型需要具有与真实触觉感受器类似的编码特性. 本文将分别从编码的适应性和频率响应特性两个方面对 BITSS 的神经形态模型进行验证^[16].

SA-1 感受器和 FA-1 感受器的一个显著编码区别是它们对输入刺激具有不同的适应性. SA-1 感受器响应静态的压痕^[22], 而 FA-1 感受器在刺激的起始和变化时产生动作电位^[23]. 将不同幅值的梯形刺激 (图 5(a)) 施加到 SA-1 模型上, 测试 SA-1 模型的适应性. 图 5(b) 中实心圆表示该神经元在此时刻产生动作电位. 实心圆的颜色表示该神经元接收的刺激模式, 与图 5(a) 刺激对应. 随着刺激幅值的增大, SA-1 神经元的放电频率增加. 类似的, 对 FA-1 模型施加不同坡度的斜坡刺激 (图 6(b)), 记录模型的放电响应. 图 6(b) 实心圆代表放电时刻, 其颜色标注与图 6(a) 刺激对应. 随着刺激增速的增加, FA-1 神经元的放电频率增加. 在刺激幅值保持恒定时, FA-1 神经元的放电活动停止. 实验结果表明, 本文构建的神经元模型在适应性方面与实验记录的特性一致^[22-23].

除适应性外, SA-1 和 FA-1 神经元之间还存在在明

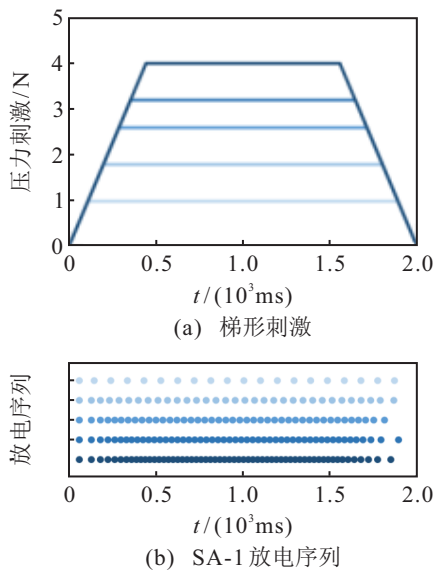


图 5 SA-1 模型神经形态模型分析

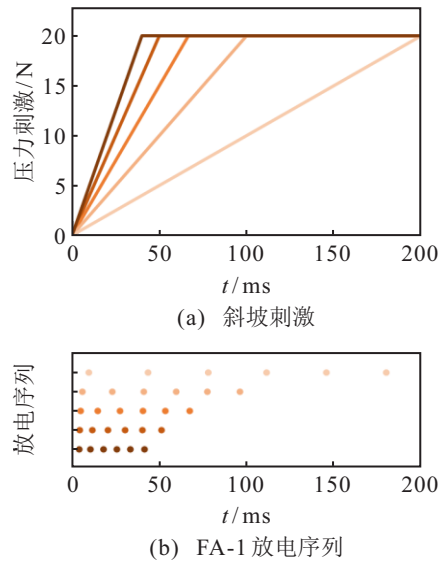


图 6 FA-1 模型神经形态模型分析

显的频率响应特性差异^[24]. 使用绝对阈值 (absolute threshold) 作为量化指标, 研究神经元对不同频率刺激信号的响应规律. 在这里, 将不同频率的正弦刺激作为模型的输入, 调节正弦刺激的幅值, 使神经元产生动作电位的最小刺激幅值作为模型在该频率下的绝对阈值. 结果显示, 随着刺激频率的增大, SA-1 模型的绝对阈值增高, 而 FA-1 模型的绝对阈值降低 (图 7). 这一结果表明, SA-1 模型对低频刺激比较敏感, 而 FA-1 模型对高频刺激比较敏感, 这与电生理实验获得的结果一致^[24].

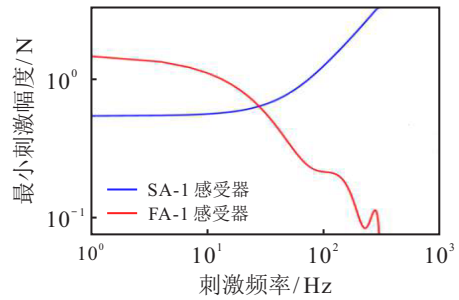


图 7 不同频率刺激信号的响应

2.2 不同抓握任务下的集群动作电位表示

为了使大脑高级神经中枢实现对外部触觉刺激的感知, 不同外部触觉刺激应该产生不同的神经活动^[25]. 在此, 研究 BITSS 模拟的神经集群对不同外部刺激的编码. 在不同抓握任务中计算集群的脉冲活动, 设计抓握实验如图 8(a) 所示. 在抓握过程中, 对物体的顶部进行抓取, 抓取过程包括准备阶段、接触阶段、缓速上升阶段和保持阶段. 在准备阶段, 受试者手平展, 保持放松; 接触阶段, 管理员发出口令, 受试者弯曲手, 此时由于曲面张力, 传感器阵列采集压力略微上升, 此阶段中手未触及物体; 上升阶段, 受试者抓

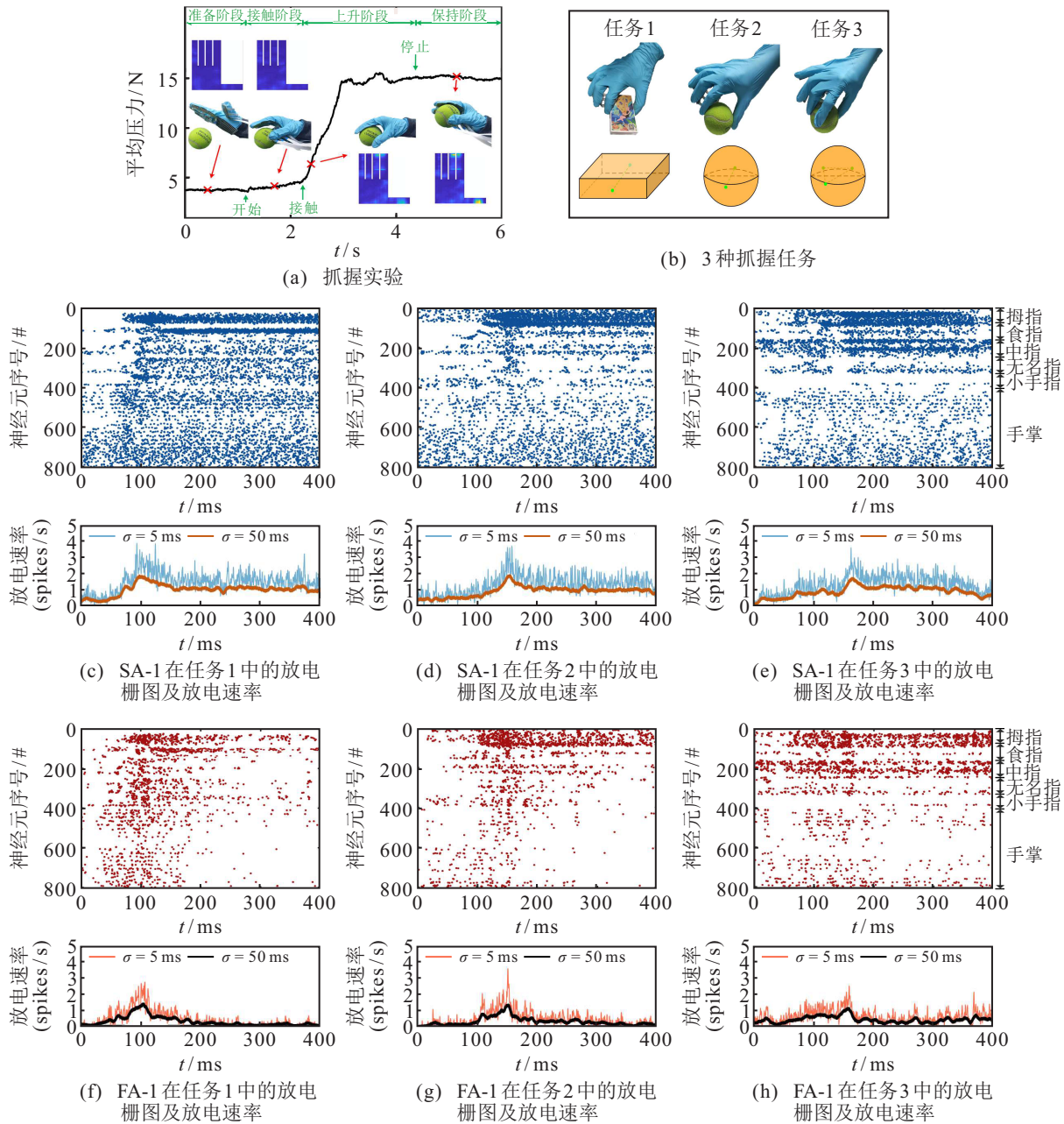


图8 触觉感受器神经元放电

握物体向上移动,在这一过程中压力均值先增大后保持在一个范围内;保持阶段,受试者抓握物体在空中保持一段时间,此阶段压力均值近似不变.定义任务1为采用拇指和食指抓握长方体侧边;定义任务2为采用拇指和食指抓握球体两侧;定义任务3为采用拇指、食指和无名指抓握球体侧边(图8(b)).在抓握过程中,利用SA-1模型和FA-1模型对压力进行脉冲编码.图8(c)~8(e)分别为任务1、任务2和任务3过程中的SA-1神经集群的放电栅图.在放电栅图中,横轴表示时间,纵轴为神经元的序号,实心圆表示该编号神经元在当前时刻触发动作电位.而图8(f)~8(h)分别为任务1、任务2和任务3过程中FA-1神经集群的放电栅图.使用窄的高斯核函数($\sigma = 5\text{ ms}$)或宽的高

斯核函数($\sigma = 50\text{ ms}$)分别计算集群的放电速率^[26],以跟踪放电的缓慢或快速变化.结果显示,在不同任务和不同神经感受器类型下,神经集群响应存在明显的差异性,如图8(c)~8(h)所示.在各个任务过程中,SA-1神经集群持续触发动作电位.动作电位的频率可以表征当前受力的大小,而动作电位在神经元维度的分布可以表征受力的空间位置.FA-1集群对外部压力的变化敏感,在任务的前期,手接触物体的过程中,FA-1集群的放电频率较高(图8(f)~8(h)).FA-1集群的动作电位可以编码接触物体的起始时间.在理论实验中,当外部压力保持恒定不变时,FA-1神经元停止放电活动(图6).然而,在抓握任务实验的保持阶段,尽管此时FA-1集群的放电率降低,但具有持续

的脉冲活动. 在实际抓握稳态期间, 压力在一定范围内波动, 这种波动与物体的重量和抓握位姿有关. 在

不同任务下, 计算各区域神经元的平均放电速率, 如图9所示.

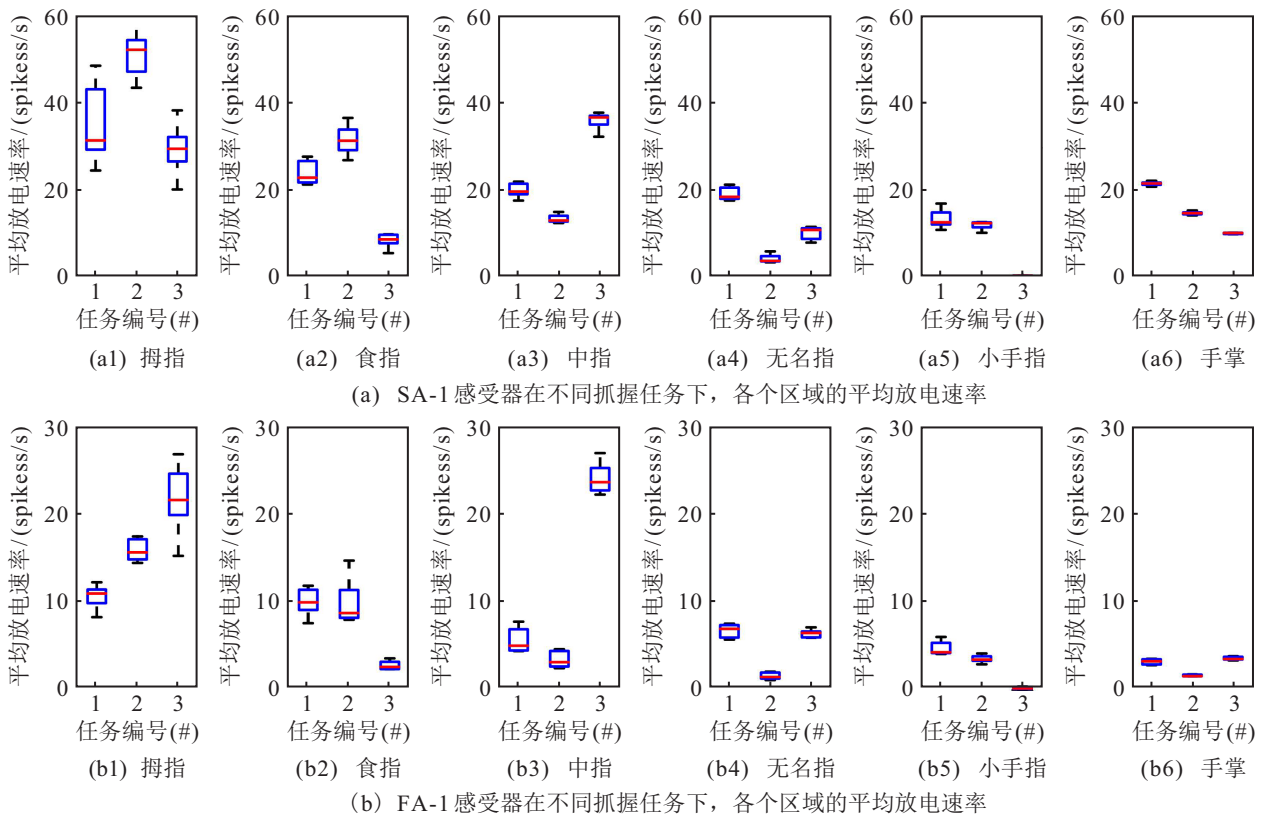


图9 触觉感受器神经元放电

图9(a)和图9(b)分别绘制了在不同抓握任务下, SA-1感受器和FA-1感受器集群各个区域的平均放电速率. 对于SA-1神经集群, 在任务1和任务2下, 拇指和食指区域神经元的放电活动明显高于任务3. 在任务3下, 中指的放电活动较强, 体现了中指在任务3中的受力作用. 受力区域放电活动的大小直接反映了接触力的大小. 对于FA-1神经集群, 在手与物体接触的主要区域(拇指、食指和中指)内, 其放电活动较强, 体现了抓握操作过程中压力的变化. 而在非直接接触区域, FA-1集群的放电活动较弱. 抓握稳态期间FA-1集群的脉冲活动可以反映物体的重量和当前手的抓握姿态信息.

2.3 基于集群响应的抓握姿态解码

仅通过各区域的放电活动统计难以实现抓握姿态的解码, 因为区域内放电活动的统计量难以体现更精细空间尺度的信息. 在本节中, 将降维方法应用于集群放电活动中, 提取抓握操作的相关信息.

在BITSS中, SA-1神经集群具有807个SA-1神经元, 每个神经元接收的输入电流为对应采集点采集的压力数值转换的静态分量. 通过SA-1神经元集

群的放电活动计算状态矩阵 \mathbf{X} (见1.4节), 其中 \mathbf{X} 的每一列表示为对应时间窗内各个神经元的放电速率估计. 通过这种方法, 将神经集群在一个时间窗的放电活动表示为807维空间中的一个点. 为了实现对高维神经活动的分析, 使用PCA对807维数据进行降维, 并将其投影在前3个主要成分的空间中进行可视化, 如图10(a)和10(b)所示. 在进行特定抓握任务时, SA-1神经集群的子集以特定于物体和抓握姿态的方式被激活, 神经集群的状态变化通过低维的轨迹描述.

图10(a)显示了在相同抓握姿态下集群活动的轨迹, 其中红色曲线表示任务1, 而蓝色曲线表示任务2. 每个轨迹在初始偏移时彼此重叠. 在抓握动作开始前, 尽管存在状态的波动(图10(a)子图, 灰色轨迹), 但是感受器神经网络的活动状态停留在吸引域内(图10(a), 黑色十字). 在抓取任务开始时, 根据不同的抓握对象, 神经集群的活动状态逐渐推向红色或蓝色类别相关联的区域. 随着操作的进行, 当实验进入抓握保持阶段时, 轨迹进入状态空间中的另一个稳定固定点, 网络收敛到稳定状态(红色和蓝色乘号, 图10(a)).

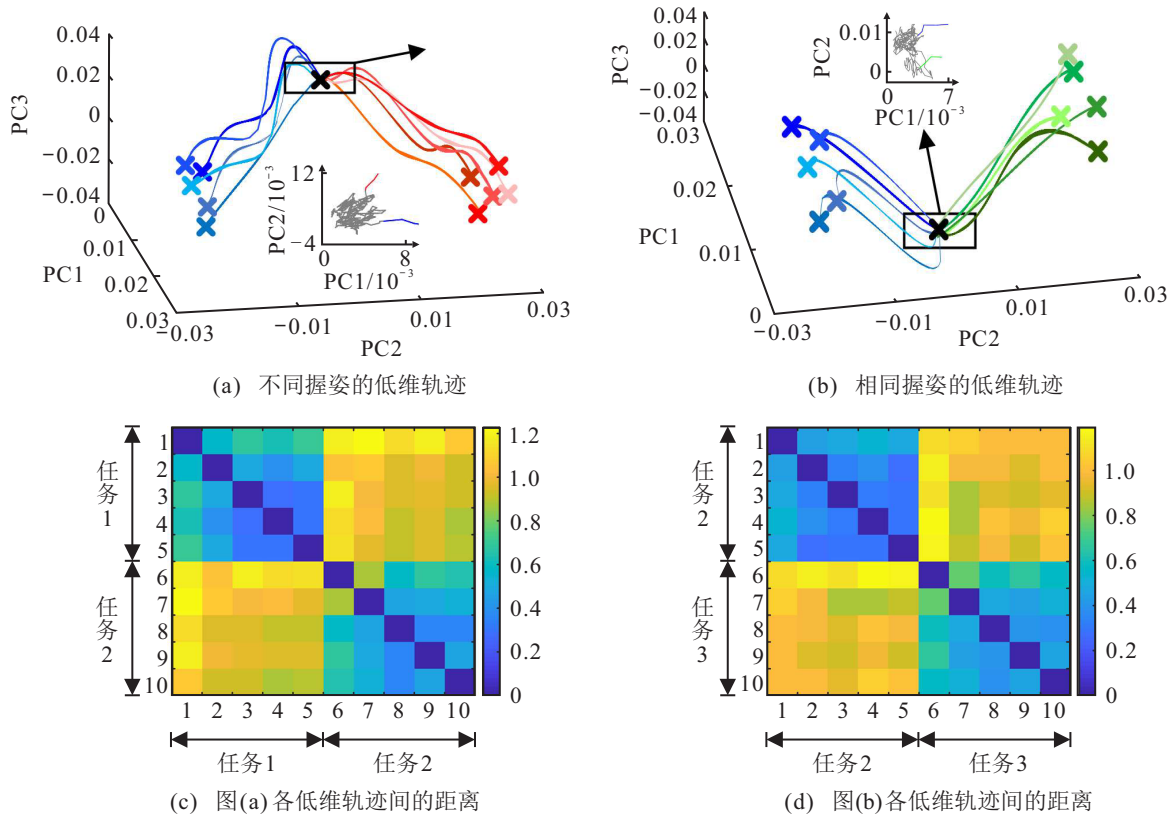


图10 对SA-1神经集群电活动的降维分析

采用动态时间规整算法(dynamic time warping algorithm, DTW)量化不同实验下脉冲活动低维轨迹的相似性. 图10(c)显示了不同低维轨迹的距离. 轨迹的DTW距离越低, 轨迹的相似程度越大. 结果表明, 在抓握过程中, 抓握相同对象实验的轨迹距离普遍小于抓握不同对象实验低维轨迹的距离. 计算同一任务下与不同任务下轨迹距离的平均值分别为0.52和1.02, 组间平均距离比组内平均距离高约96%. 结果表明, 在抓握过程的动态阶段, 对SA-1神经集群活动进行线性降维, 可以解码不同抓握对象下的动态轨迹.

图10(b)显示了使用不同抓握姿态对同一物体进行抓握时集群活动的低维轨迹, 其中蓝色轨迹表示任务2, 绿色表示任务3, 乘号表示固定点. 抓握过程中低维轨迹的演化过程与图10(a)的结果类似. 不同的是, 集群的低维活动解码同一对象不同抓握姿态的任务. 计算低维轨迹距离如图10(d)所示. 计算同一任务下与不同任务下轨迹距离的平均值分别为0.45和0.99, 组间平均距离比组内平均距离高约120%. 以上结果表明, 在抓握过程的动态阶段, SA-1神经集群活动对压力的脉冲编码是有效的, 通过PCA方法不仅可以解码抓握的对象, 还可以解码出抓握的姿态信息.

2.4 基于动作电位的物体种类识别

上文验证了BITSS对动态抓握过程的脉冲编码有效性, 在本节中, 测试BITSS在稳态抓握过程中的物体识别能力. 对不同物体进行抓握实验, 记录抓握稳态压力数据, 计算神经集群动作电位, 利用伯努利贝叶斯分类器, 将脉冲活动应用于物体种类识别任务中.

设计抓握实验过程如下: 选取10种日常常见物体, 如图4(b)所示, 受试者对10种物体进行抓握操作, 抓握间隔大于5 min, 使受试者可以获得足够的休息时间. 针对每一类物体, 各进行200次抓握实验. 截取实验抓握稳态区间2s的数据, 获得总计2000组压力数据. 将压力作为神经模型的输入, 可以获得SA-1集群和FA-1集群的放电活动. 计算感受器集群放电活动的特征矩阵 R (方法见1.4节). 将 R 作为输入特征, 传送到伯努利贝叶斯分类器中. 贝叶斯分类器将 R 中的每个元素视为独立的观察值. 网络响应属于特定物体类别的概率(后验概率)是通过累加所有神经元和时间窗的响应概率获得的, 将后验概率最大的类别作为贝叶斯分类器的预测类别.

FA-1感受器对压力的变化率敏感, 而SA-1感受器对当前的压力强度敏感. 首先, 仅考虑SA-1集群的活动. 将时间窗长度设置为5 ms, 计算特征矩阵作为

分类器输入. 以8:2的比例划分测试集和验证集, 利用测试集的数据计算贝叶斯分类器的后验概率. 计算完成后, 将验证集输入到分类器中, 计算准确率为86.75%. 验证集的混淆矩阵如图11(a)所示, 分类器对分类对象的识别准确率较高, 模型性能良好. 为了兼顾分类模型的精确率和召回率, 计算分类效果的F1分数. 如图11(b)所示, 除个别物体(剪刀和改锥)外, F1分数均达到0.8, 分类效果良好. 对于剪刀和改锥物体, F1分数较低, 这可能是因为对这两类物体的抓握姿态与其他物体抓握姿态相近. 综上所述, 分类器可以取得较好的分类效果. 然后, 确定实现最优识别准确性能所需的时间分辨率(即时间窗的长度), 这对于神经活动解码研究十分重要^[27]. 为此, 本文系统地改变脉冲序列的时间窗的长度, 观察不同输入特征下分类器分类精度的变化(图11(c), 蓝色). 图11(c)表示20次独立实验中获得的准确率曲线, 误差棒表示标准差. 分类准确率随着时间分辨率的增加而增加, 并在大约3 ms处达到饱和. 该分辨率与触觉感受器

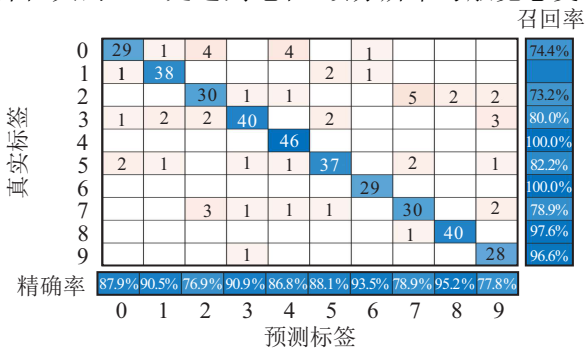
编码物体形状信息所需的尖峰时间精度相当.

FA-1神经集群在物体分类任务中也扮演了重要的作用. 在每一个时间分辨率下, 计算SA-1和FA-1集群的状态矩阵 R_{SA+FA} , 将其作为贝叶斯分类器的输入特征. 在不同时间分辨率下, 各进行20次独立实验. 获得分类器准确率随时间分辨率变化的曲线, 如图11(c)中红色曲线所示, 其中误差棒表示分类结果的标准差. 结果显示, 在分类器的输入特征中补充FA-1集群的信息后, 分类效果显著提高, 最高达到94.30%. 这一结果说明, 在稳态保持阶段, 尽管FA-1集群的动作电位稀疏, 但这种稀疏放电可以补充物体的抓握状态信息.

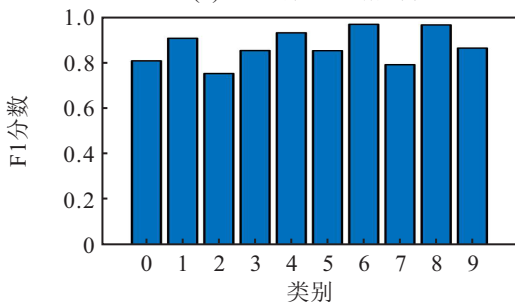
贝叶斯分类器的分类效果与输入的特征属性密切相关. 为了体现脉冲编码在识别性能上的提升, 进行对比实验, 以不同时间分辨率的倒数作为采样频率对滤波后的压力数据进行降采样, 作为贝叶斯分类器的输入特征. 由于压力数据为连续值, 使用正态分布的贝叶斯分类器, 分类效果如图11(c)中绿线所示. 在各个时间分辨率下, 以两类神经元模型脉冲活动的状态矩阵 R_{SA+FA} 作为输入特征的分类器性能要优于压力作为输入特征的分类器. 神经元集群对压力序列进行了特征提取, 获得压力的静态分量和动态分量, 提高了算法的分类性能.

2.5 分类器结果对比

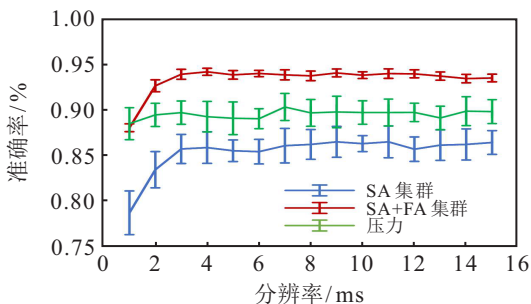
为了综合评价本文方法的优缺点, 将本文方法与当前常用识别算法的性能进行比较, 包括支持向量机(support vector machine, SVM)^[28]、AlexNet模型^[29]和VGG16模型^[30]. SVM、AlexNet和VGG16算法主要针对图像进行处理, 在本节中, 3种模型的输入为压力图像序列的峰值压力图像(the peak pressure image, PPI). 在每次抓握过程中的稳态抓握期间寻找平均压力最大的抓握帧获得807维度的压力向量, 按照空间位置将其分布在 42×35 的矩阵中作为灰度图像(每个像素点用一个压力值表示, 空余位置补零, 示例如图2(f)所示), 作为该次抓握过程的PPI. 以时间窗步长为5 ms的 R_{SA+FA} 为输入特征的贝叶斯分类器作为脉冲编码方法的贝叶斯分类模型, 以采样周期为5 ms的压力特征为输入特征的贝叶斯分类器作为压力输入的贝叶斯分类模型, 模型对比结果如表3所示. 准确率表示模型在交叉验证测试中对测试数据集的分类效果; 模型尺寸表示模型所占的存储空间; 执行时间表示模型进行一次数据预测所需的时间, 在100次独立测试中平均.



(a) 验证集的混淆矩阵



(b) 分类对象的F1分数



(c) 分类器准确率随时间分辨率的变化曲线

图 11 分类对象的F1分数

表3 模型对比

模型	输入特征	准确率/%	模型尺寸/M	执行时间/(s)
SVM	PPI	83.45	—	0.0169
AlexNet	PPI	95.25	83 M	0.0927
贝叶斯(压力)	压力矩阵	89.76	7M	0.0563
贝叶斯(脉冲)	R_{SA+FA}	94.30	14 M	0.0917
VGG16	PPI	94.75	56 M	0.1226

表3的结果表明,基于VGG16的方法具有更高的精度.VGG16的多层卷积结构可以充分利用抓握压力数据的空间分布,产生较好的分类效果.然而,VGG16的模型尺寸最大.在执行时间上,基于SVM的方法表现最好,基于VGG16的方法执行时间最长.本文采用基于RS和FS神经元动作电位的贝叶斯分类方法取得了较为综合的性能,在分类精度上取得了良好的性能,仅略低于VGG16方法;但相较于VGG16方法,本文方法所需的模型内存小,且具有较快的执行速度.综上所述,脉冲编码的分类模型取得了良好的综合性能,这验证了神经形态模型仿真方法的有效性.

3 结论

触觉数据集的缺乏限制了触觉感知领域的发展,在此,本文基于柔性分布式压力传感器构架了脑启发的触觉传感系统BITSS.本文的创新之处在于利用神经形态模型对触觉压力信号实现脉冲编码,对手部触觉压力实现脉冲编码,并实现了基于动作电位的抓握姿态解码与物体种类识别.实验结果表明,BITSS可以再现SA-1型和FA-1型触觉感受器的脉冲编码特性.在适应性和频率响应特性方面,模拟感受器与生物触觉感受器的电生理记录相匹配;BITSS模拟的动作电位序列对抓握姿态编码性能良好,通过PCA,实现了不同抓握姿态下的低维子空间表示;BITSS在物体种类识别任务中,具有较好的性能,实现了10种常见物体的分类,分类的准确率达到94%.脉冲编码的分类模型相较于直接以压力序列作为输入特征的贝叶斯分类模型具有一定的性能提升;BITSS的分类结果与通用分类算法的结果对比表明,本文的基于动作电位的分类方法取得了良好的综合性能,在取得较准确率的同时,所需的模型内存小,且具有较快的执行速度.以上结果验证了BITSS神经形态模型仿真方法的有效性.本文构建的BITSS对触觉压力信息进行了类似神经系统尖峰信号的神经表示,利用了生物系统高效率时空编码的优势^[31],为触觉感知的发展提供了新的思路.

参考文献(References)

- [1] Westling G, Johansson R S. Factors influencing the force control during precision grip[J]. *Experimental Brain Research*, 1984, 53(2): 277-284.
- [2] Yokota T, Zalar P, Kaltенbrunner M, et al. Ultraflexible organic photonic skin[J]. *Science Advances*, 2016, 2(4): e1501856.
- [3] 顾海巍, 樊绍巍, 金明河, 等. 基于灵巧手触觉信息的未知物体类人探索策略[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2016, 37(10): 1400-1407.
(Gu H W, Fan S W, Jin M H, et al. An anthropomorphic exploration strategy of unknown object based on haptic information of dexterous robot hand[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2016, 37(10): 1400-1407.)
- [4] 萧伟, 孙富春, 刘华平, 等. 机器人灵巧手的信物融合[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2013, 53(11): 1601-1608.
(Xiao W, Sun F C, Liu H P, et al. Cyber-physical fusion for dexterous robotic hand[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2013, 53(11): 1601-1608.)
- [5] Liu S C, Delbruck T. Neuromorphic sensory systems[J]. *Current Opinion in Neurobiology*, 2010, 20(3): 288-295.
- [6] 刘洁, 吴慧. 类脑智能研究热点及趋势[J]. *中国生物医学工程学报*, 2021, 40(1): 91-98.
(Liu J, Wu H. Research hotspots and trends of brain-inspired intelligence[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 40(1): 91-98.)
- [7] Nguyen H, Osborn L, Iskarous M, et al. Dynamic texture decoding using a neuromorphic multilayer tactile sensor[C]. 2018 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS). Cleveland, 2018: 1-4.
- [8] Bologna L L, Pinoteau J, Brasselet R, et al. Encoding/decoding of first and second order tactile afferents in a neurobotic application[J]. *Journal of Physiology-Paris*, 2011, 105(1/2/3): 25-35.
- [9] Kim S S, Mihalas S, Russell A, et al. Does afferent heterogeneity matter in conveying tactile feedback through peripheral nerve stimulation?[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011, 19(5): 514-520.
- [10] Johansson R S, Flanagan J R. Coding and use of tactile signals from the fingertips in object manipulation tasks[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2009, 10(5): 345-359.
- [11] Spigler G, Oddo C M, Carrozza M C. Soft-neuromorphic artificial touch for applications in neuro-robotics[C]. The 4th IEEE RAS & EMBS International Conference

- on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob). Rome, 2012: 1913-1918.
- [12] Izhikevich E M. Simple model of spiking neurons[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(6): 1569-1572.
- [13] Salimi-Nezhad N, Amiri M, Falotico E, et al. A digital hardware realization for spiking model of cutaneous mechanoreceptor[J]. Frontiers in Neuroscience, 2018, 12: 322.
- [14] Rasouli M, Chen Y, Basu A, et al. An extreme learning machine-based neuromorphic tactile sensing system for texture recognition[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2018, 12(2): 313-325.
- [15] Izhikevich E M. Which model to use for cortical spiking neurons?[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(5): 1063-1070.
- [16] Saal H P, Delhaye B P, Rayhaun B C, et al. Simulating tactile signals from the whole hand with millisecond precision[J]. PNAS, 2017, 114(28): 5693-5702.
- [17] Hoang H, Lang E J, Hirata Y, et al. Electrical coupling controls dimensionality and chaotic firing of inferior olive neurons[J]. PLoS Computational Biology, 2020, 16(7): e1008075.
- [18] Mazzucato L, Fontanini A, la Camera G. Stimuli reduce the dimensionality of cortical activity[J]. Frontiers in Systems Neuroscience, 2016, 10: 11.
- [19] Barak O. Recurrent neural networks as versatile tools of neuroscience research[J]. Current Opinion in Neurobiology, 2017, 46: 1-6.
- [20] Mccallum A, Nigam K. A comparison of event models for naive Bayes text classification[C]. AAAI-98 Workshop on Learning for Text Categorization. Wisconsin: AAAI Press, 1998: 41-48.
- [21] Khatami F, Escabí M A. Spiking network optimized for word recognition in noise predicts auditory system hierarchy[J]. PLoS Computational Biology, 2020, 16(6): e1007558.
- [22] Knibestöl M. Stimulus-response functions of slowly adapting mechanoreceptors in the human glabrous skin area[J]. The Journal of Physiology, 1975, 245(1): 63-80.
- [23] Knibestöl M. Stimulus-response functions of rapidly adapting mechanoreceptors in the human glabrous skin area[J]. The Journal of Physiology, 1973, 232(3): 427-452.
- [24] Freeman A W, Johnson K O. A model accounting for effects of vibratory amplitude on responses of cutaneous mechanoreceptors in macaque monkey[J]. The Journal of Physiology, 1982, 323: 43-64.
- [25] Kumar A, Rotter S, Aertsen A. Spiking activity propagation in neuronal networks: Reconciling different perspectives on neural coding[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2010, 11(9): 615-627.
- [26] Shimazaki H, Shinomoto S. Kernel bandwidth optimization in spike rate estimation[J]. Journal of Computational Neuroscience, 2010, 29(1/2): 171-182.
- [27] Narayan R, Graña G, Sen K. Distinct time scales in cortical discrimination of natural sounds in songbirds[J]. Journal of Neurophysiology, 2006, 96(1): 252-258.
- [28] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [29] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. International Conference on Machine Learning. Lille: ACM, 2015: 702-710.
- [30] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale Image recognition[C]. The 3rd International Conference on Learning Representations. San Diego: Elsevier, 2015: 1-14.
- [31] Boahen K. Neuromorphic microchips[J]. Scientific American, 2005, 292(5): 56-63.

作者简介

高天时 (1996—), 男, 博士生, 从事触觉智能感知系统的研究, E-mail: tianshi@tju.edu.cn;

邓斌 (1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事类脑智能、类脑决策等研究, E-mail: dengbin@tju.edu.cn;

崔子健 (1997—), 男, 硕士生, 从事嵌入式系统的研究, E-mail: zjcui@tju.edu.cn;

王江 (1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能穿戴设备、脑功能探测等研究, E-mail: jiangwang@tju.edu.cn;

王佶宣 (1995—), 女, 博士生, 从事神经系统建模的研究, E-mail: wangjixuan@tju.edu.cn;

伊国胜 (1986—), 男, 副教授, 从事神经系统建模、神经活动的非线性分析等研究, E-mail: guoshengyi@tju.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)