

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2212488

基于压力传感阵列的低成本高性能睡姿监测系统^{*}

黄 臻 于随然

(上海交通大学机械与动力工程学院 上海 200240)

摘要: 依赖人工监测睡姿的卧床护理效率低下。为了自动收集准确的睡姿信息,并注意改善用户体验和保护用户隐私,通过将理论分析和实验研究相结合,基于柔性压力传感阵列设计了简易、低成本、高精度、快速率的睡姿监测系统。理论上,根据触觉在识别机制上与视觉的相似性,揭示了压力图像分辨率对睡姿分类效果的影响规律;进一步利用公开数据集解析得到 24×24 的压力传感阵列规模阈值,从而大幅降低了系统的成本和复杂度。实验上,基于柔性压力传感阵列、信号扫描采集电路和睡姿识别算法框架3个模块设计了睡姿监测系统,以Velostat柔性压敏导电片为核心设计压阻式传感阵列;以零电势法阵列扫描理论为基础布局抗串扰信号采集电路;以改进的残差网络训练睡姿分类器。经实验测试,系统对8类睡姿的识别准确率为99.57%,监测速率可达150 ms/帧,有望用于实现商业化的可靠实时睡姿监测。

关键词: 睡姿监测;压力传感;阵列扫描;残差网络

中图分类号: TP212.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Low-cost high-performance sleeping posture monitoring system based on pressure sensing array

Huang Zhen Yu Suiran

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Bedside care that relies on manual monitoring of sleeping posture is inefficient. To automatically collect accurate sleeping posture information, improve user experience and protect user privacy, a simple, low-cost, high-precision and high-speed sleeping posture monitoring system based on flexible pressure sensing array is designed by combining theoretical analysis and experimental research. Theoretically, according to the similarity between tactile and visual recognition mechanism, the influence of pressure image resolution on the classification effect of sleeping posture is revealed. The 24×24 scale threshold of pressure sensing array is further obtained by analyzing a public dataset, which significantly reduces the cost and complexity of the system. Experimentally, the sleeping posture monitoring system is designed based on 3 modules: Flexible pressure sensing array, signal scanning acquisition circuit and sleeping posture recognition algorithm. Firstly, the piezoresistive sensing array is designed based on flexible pressure-sensitive conductive sheet Velostat. Secondly, the anti-crosstalk signal acquisition circuit is arranged based on the zero-potential array scanning method. Thirdly, the sleeping posture classifier is trained with improved residual network. After experimental testing, the recognition accuracy for 8 types of sleeping posture is 99.57%, and the monitoring rate can reach 150 ms/frame. The system is expected to be commercially used for reliable real-time sleeping posture monitoring.

Keywords: sleeping posture monitoring; pressure sensing; array scanning; residual network

0 引 言

睡姿是影响睡眠质量的关键因素,对病患和老年人的疾病^[1]和卧床并发症^[2]发展有着重要影响。睡姿监测下及

时的翻身护理是预防这些问题的主要方法,但现如今居高不下的病床占用率和不断加剧的人口老龄化进程给人工监测带来了挑战。因此,亟需研发自动化的睡姿监测系统,为护理工作提供辅助信息。

收稿日期:2022-12-26

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(82072042)项目资助

国内外研究人员提出多种技术方法来实现睡姿的自动监测。使用相机^[3,4]的方法易受光照条件和遮挡物影响,且存在隐私泄露隐患。使用惯性传感器^[6]和生物电阻抗仪^[6]的方法是固定接触式的,其束缚性反而会影响用户的正常睡眠。使用射频识别技术^[7]和多普勒雷达^[8]的方法易受环境影响或干扰环境中其他医疗设备的使用,且存在安装不便的问题。使用压力传感阵列的方法则是无束缚、无隐私问题、可靠性高、铺设方便、信息直观丰富的,因而近年来受到广泛关注。

Liu 等^[9]设计了一种致密的压敏纺织床单,包含 8 192 (128×64)个传感单元,所获取的高分辨率阵列数据可以量化施加在身体各细节部位的的压力,提供充足的睡姿判别信息。但其传感单元分布过于密集,存在信息冗余的问题,也使得系统的复杂度较高。Hu 等^[10]提出了一种基于压敏导电片和不锈钢导电细丝的睡姿识别系统,包含 1 024 (32×32)个传感单元,厚度薄、重量轻、便携性和灵活性好。虽然通过布局更少的传感单元降低了系统的冗余程度,但并未给出传感阵列规模的选择依据。此外,由于缺乏对阵列扫描时传感单元间相互干扰作用的关注,该系统获取的压力图像模糊,存在较多伪影,因而睡姿识别效果有限。刘今越等^[11]研发了一种基于电容式压力传感阵列的睡姿监测系统,包含 2 048 (64×32)个传感单元,使用遗传算法对支持向量机进行参数优化,能够有效完成睡姿识别任务。但该方法在提取样本数据特征时需要复杂的预处理和校正计算,特征值的准确性难以保证,睡姿识别的鲁棒性不高,人工选择也难以挖掘最具识别价值的特征组合。此外,文献中同样未提及阵列规模的决策依据。

为了在最大程度上降低阵列冗余,实现系统性能和成本的平衡,本文探讨了压力图像分辨率对睡姿识别效果的影响规律,为传感阵列规模的选择提供科学依据,并在此基础上自主研发了一套基于 24×24 柔性压力传感阵列的睡姿监测系统。设计过程充分考虑了信号采集电路的抗串扰能力和睡姿识别算法的特征提取能力,以保障压力测量的准确性和睡姿类别间的可分辨性,系统能够实现对 8 类常见睡姿的高效识别。

1 压力传感阵列规模探讨

随着传感阵列规模即压力图像分辨率的提高,睡姿信息更完整,睡姿识别会更准确。但这也意味着需要更多的压敏材料和电路元件以及更复杂的阵列制造和电路布局,从而带来了更高的系统设计难度和制造成本。当睡姿监测性能的提升相较于成本的提升已经不经济时,应当不再追求更详细的压力分布信息。

通过压力分布辨别睡姿本质上是一种触觉感知,触觉具有与视觉相似的识别机理^[12]。在视觉的人脸识别领域,研究表明识别性能会随图像分辨率的增加而显著提高,直至达到某一阈值,高于该阈值后性能将快速趋于稳定^[13]。

因此一个合理推测是,压力图像分辨率对睡姿识别性能的影响也具有类似规律。其分辨率阈值即对应着合理的传感阵列规模,有助于减少制造耗材、降低电路复杂度、稳定睡姿判别效果、提高实时处理速率,从而兼顾系统的性能和成本。

为了验证以上猜想并确定合适的传感阵列规模,使用公开数据集 PmatData^[14]进行压力图像变分辨率条件下的睡姿分类训练和验证。睡姿压力图像的原始分辨率为 64×32,最近邻插值可以实现不同程度的降采样,是对触觉感知减少时细节缺失表现的近似,从而模拟不同分辨率下可获取的压力分布效果。由于公开数据集中睡姿表现的多样性和睡姿特征的代表性有限,考虑小样本学习问题,选择使用基于 18 层残差网络(residual network, ResNet)的迁移学习来训练睡姿分类器,模型在训练前已具备一定的特征提取能力。训练过程中,全连接层结构参数和最后 4 层卷积层参数得到进一步调整以适应睡姿识别任务,其余网络层参数则被冻结。

公开数据集包含了 13 名受试者的 17 类睡姿压力图像,以受试者为划分依据进行训练和留一交叉验证,改变分辨率后的睡姿识别效果如图 1 所示,图 1(a)和(b)分别从不同的视角进行展示。

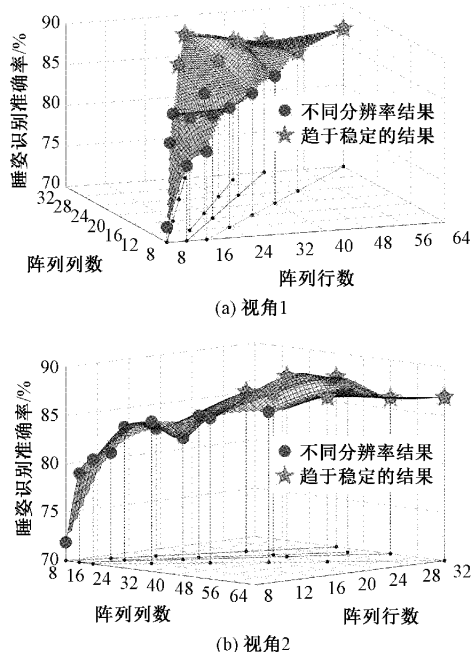


图 1 睡姿识别效果变化趋势

曲面拟合了分辨率逐步提高时睡姿识别准确率的变化趋势,结果表明,识别效果确实具有随压力图像分辨率增加先急剧上升后快速稳定的规律。睡姿识别表现在分辨率达到 24×24 后趋于平稳,以此为阈值,确定压力传感阵列规模为 24×24,分布在单人床大小的平面上。

2 睡姿监测系统设计

2.1 柔性压力传感阵列

为了完整获取用户与床面间的接触压力分布信息并避免传感单元的浪费,考虑病床尺寸、普通中老年人体型及人体四肢宽度,将 24×24 的传感阵列布局于 180 cm×90 cm 的平面,设置传感单元尺寸为 4 cm×2 cm。

综合灵敏度、工作范围、精度、稳定性、成本、厚度、接触舒适性等因素,选用柔性压阻材料 Velostat 作为压敏层,以绝缘层-电极层-压敏层-电极层-绝缘层的 5 层结构制作传感阵列。为压敏层设计重叠结构以避免材料两侧同时受到电极粘贴的束缚,导致无外部压力时内部导电填料的分布发生改变,有保持高灵敏度、提高传感单元阻值、降低压力衡量误差的作用。电极层采用 24 行和 24 列相互垂直的铜箔胶带,行列交叉处即形成一个传感单元^[15],绝缘层材料是柔性和延展性良好的低密度聚乙烯薄膜。具体层次结构如图 2 所示。

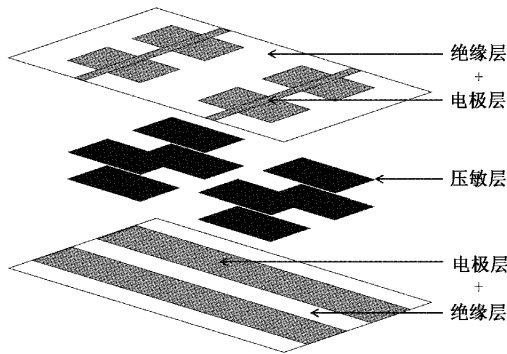


图 2 传感阵列层次结构

对传感单元进行标定,压力-电阻特性曲线如图 3 所示。

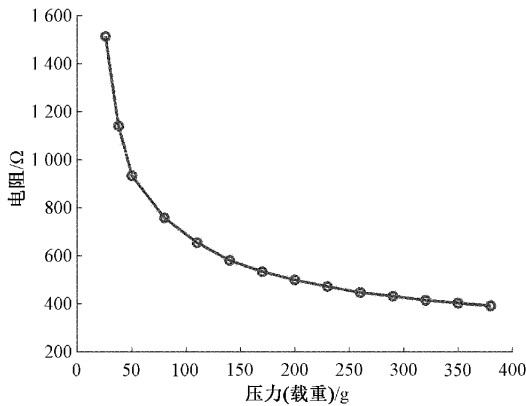


图 3 传感单元压力-电阻特性曲线

传感单元的压力-电阻关系拟合公式为:

$$R = 15\,280 \times W^{-0.773\,1} + 240.2 \quad (1)$$

式中: W 是载重, R 是电阻。

2.2 信号扫描采集电路

每个传感单元与其所在行和列的其他传感单元共用行电极和列电极,将两侧电极接入测量电路即可感应特定传感单元上的压力变化。该结构为 576(24×24)个传感单元的信号采集提供了条件。但这种电极共享的方式会引入寄生并联路径,使传感单元之间发生串扰,导致较大测量误差和较多图像伪影。本文基于理论上可消除串扰电流的零电势法^[16]设计阵列扫描电路,以提供具有高可靠性的压力测量路径。

信号扫描采集电路的原理结构如图 4 所示。参考电压 V_{ref} 使非驱动行传感单元两侧等电势,阻止电流流经寄生并联路径。驱动行被接地以激活该行传感单元的信号测量子电路。单刀双掷开关使行电极电势在参考电压和地之间进行切换,但模拟开关的使用引入了几欧姆的导通电阻。由于每一个传感单元的工作电阻仅为几百欧姆,导通电阻的影响相对于一行可视作并联的 24 个传感单元而言不可忽视。因此,在每一行串联一个具有高输入阻抗的运算放大器,使单刀双掷开关的导通电阻几乎不产生压降,从而进一步降低测量误差。列电极连接的运算放大器用于将传感单元的电阻变化转换为电压变化^[17],以便测量采集进而衡量压力变化。

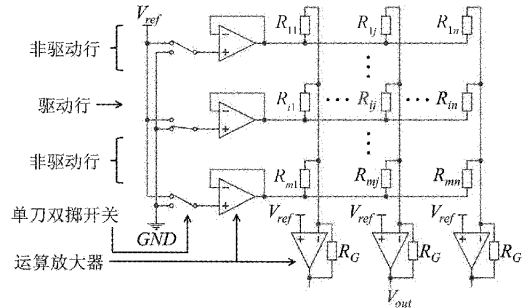


图 4 信号扫描电路结构

测量目标传感单元 R_{ij} 时,信号转换公式为:

$$V_{out} = \left(\frac{R_G}{R_{ij}} + 1 \right) V_{ref} \quad (2)$$

其中, V_{out} 是输出电压, R_G 是运算放大器的反馈电阻, R_{ij} 是传感单元的电阻。输出电压范围在 1.25 V 参考电压 V_{ref} 和 5 V 电源电压 V_{DD} 之间,因此有:

$$R_G = \left(\frac{V_{DD}}{V_{ref}} - 1 \right) R_{ij\,min} \quad (3)$$

结合式(1),传感单元最小电阻 $R_{ij\,min}$ 约为 250 Ω,则将 R_G 设置为 750 Ω,传感单元的压力-输出电压关系为:

$$W = \left(\frac{\frac{750}{1.25} - 240.2}{15\,280} \right)^{1.293\,49} \quad (4)$$

式中: V_{out} 是输出电压,经扫描电路读出,反映了目标传感单元上的电阻变化。 W 是载重,直接衡量了传感单元电阻

和输出电压值所代表的接触压力大小。

印制电路板如图 5 所示,微控制器 Arduino Nano 用于控制扫描逻辑、测量输出电压、传输信号数据。扫描某一行时,多路复用器依次将第 1~24 列接入微控制器的模拟输入引脚进行采样。经模数转换和串口通信,电压数据被传输至上位机。

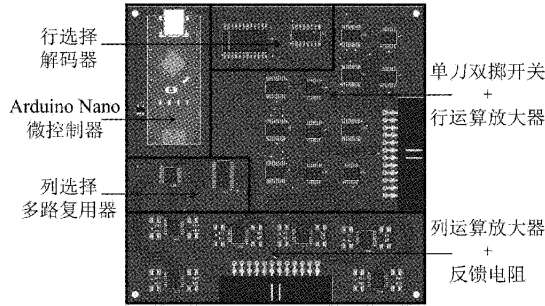


图 5 印制电路板

由测得的电压值计算出对应载重衡量压力大小后,即可从一轮扫描中重构出如图 6 所示的睡姿压力图像。图像展现了一名受试者呈胎儿型侧卧时的睡姿轮廓和压力分布,可以明显看出其肩部、髋部、膝外侧和足踝外侧接触压力较大,这些也是压疮等卧床并发症的好发部位。

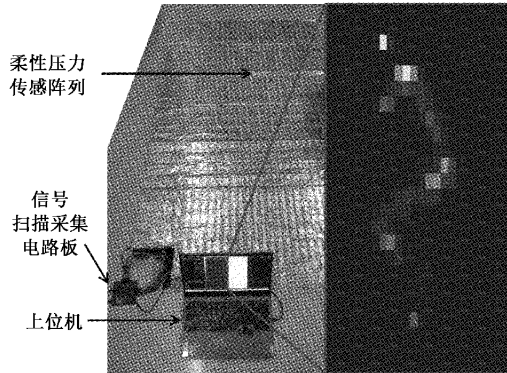


图 6 睡姿监测系统及压力信号重构

2.3 睡姿识别算法框架

基于卷积神经网络的深度学习算法已在图像识别领域取得突破性进展^[18],展示了数据驱动方法相较于人工认知驱动方法所具有的优势。这种端到端的学习方法不需要复杂的特征工程,卷积操作自动提取的抽象特征具有更强的鲁棒性和更好的泛化能力。

残差网络 ResNet^[19]是应用最广泛的卷积神经网络模型之一,由于引入了如图 7 所示的残差连接,深度网络的梯度消失问题得到缓解。此外,残差结构容易学习到恒等变化,模型可以看作很多浅层网络的集成,这使其在许多任务中表现优异。

本文基于残差网络寻求对 8 类睡姿进行高效识别的算法框架。考虑空载时每个传感单元的电阻值有一定差异且均被映射为较小的非零像素值,首先通过阈值过滤进行去

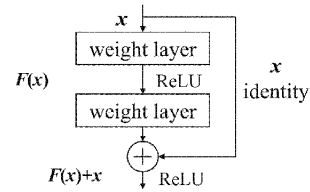


图 7 残差块

噪处理。为了降低用户间体型差异带来的影响,对睡姿压力图像进行归一化线性映射,使总压力值恒定。公式为:

$$x_{ijnew} = \frac{norm}{\sum_{r=1}^{24} \sum_{c=1}^{24} x_{rc}} x_{ij} \quad (5)$$

式中: x_{ij} 为衡量第 i 行第 j 列处传感单元压力的像素值, $norm$ 为图像像素和的归一化标准值,取采集的数据集均值。

经典卷积神经网络模型^[20]及其迁移学习^[21]已被用于压力图像的睡姿识别,这是数据量不丰富时的稳妥方法。但此时原始压力图像需要被显著放大以适应模型的输入尺寸,从而导致许多非必要的计算量和参数量。经镜像处理的压力图像可以方便地成为同类睡姿或另一侧侧卧睡姿的数据补充,因此采用基于镜像的线下数据增强来增加训练集的多样性和代表性,减轻小样本问题,提升模型的泛化能力^[22]。数据增强带来的成倍数据量为自定义模型结构和从头训练卷积神经网络提供了条件。为了降低模型加载和运行的资源消耗,对 ResNet-18 网络进行修改以适应 $24 \times 24 \times 1$ 的输入图像尺寸。

如图 8 所示,修改后的残差网络包含 1 个初始卷积层(convolutional layer, Conv),12 个主体 Conv 构成的 6 个残差块,1 个平均池化层(average pooling layer, AVG POOL)和 1 个全连接层(full connected layer, FC)。训练集训练得到网络参数,使模型具备预测睡姿的能力。相较于 ResNet-18 迁移学习模型,改进的残差网络大幅减少了资源消耗,如表 1 所示。其中,计算量表示一次预测所需的乘积累加操作次数,减少为原来的 3.28%;参数量表示模型中保存的权重参数个数,减少为原来的 6.26%。这极大地降低了对睡姿监测运行平台的存储空间和运算能力要求,有利于系统功能的本地化集成和医疗机构的多用户并行监测。

表 1 模型比较

模型	计算量/M	参数量/M
ResNet-18 迁移学习	1 823.53	11.18
ResNet 轻量化改进	59.79	0.70

3 实验测试与结果分析

3.1 睡姿识别与实时监测实验

本研究已通过上海交通大学涉及人的科技研究伦理审

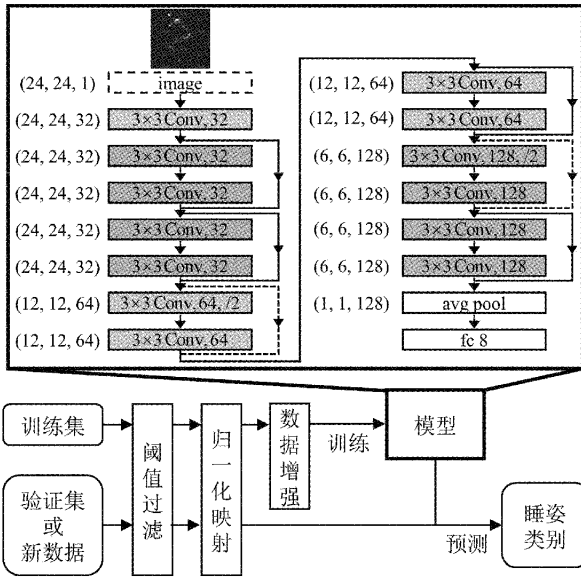


图 8 网络模型及算法框架

查委员会审查(批件号 E2022365I)。每位受试者都提前了解实验关键信息并签署知情同意书,所采集数据被匿名存储和使用。共记录了 17 名受试者的睡姿压力数据,其中男性 9 名,女性 8 名,身高范围为 160~181 cm,体重范围为 50~85 kg,身体质量指数(body mass index, BMI)范围为 17.6~27.0。体型是影响睡姿压力轮廓和压力数值的关键因素,从身高、体重和 BMI 指数范围上看,数据集涵盖了较为全面的成年人体型。考虑细分侧卧体位能够改善疾病和压疮的护理质量^[23],依据对常见睡姿类型的调查,将睡姿监测系统的可识别睡姿划分为仰卧型、俯卧型、左侧胎儿型、右侧胎儿型、左侧树干型、右侧树干型、左侧向往型、右侧向往型 8 类。其中,树干型是借助三角枕的翻身辅助睡姿,符合实际应用场景。

在数据采集实验中,受试者以随机位置和角度躺在传感垫上,并为每类睡姿呈现 3 种略有差异的姿态。对 8 类睡姿各 3 种姿态这 24 种情况分别进行数据采集,每一次记录 50 帧睡姿压力图像。数据记录期间,受试者均可随呼吸自由放松地转动头部和四肢,在不改变睡姿类别的情况下展现丰富各异的睡姿压力分布。其目的是增加数据集的多样性和代表性,提高算法对微小睡姿形变的鲁棒性。实验共收集了 20 400 帧睡姿压力图像,图 9 展示了典型的睡姿压力图像样本。

网络训练的学习率为 0.001,批样本量为 32,损失函数为交叉熵,优化算法为自适应矩估计(adaptive moment estimation, Adam)。一次典型的以受试者为划分依据的留一交叉验证结果显示,17 折实验的平均睡姿识别准确率为 99.57%。留一交叉验证使得每一位受试者的数据都在 16 次模型训练和 1 次模型验证中被多次使用和综合评估,因而这一结果具有准确性和可靠性。具体的受试者信息及

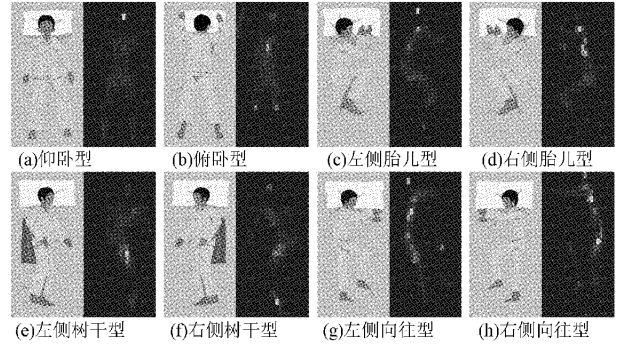


图 9 睡姿压力图像样例

交叉验证准确率如表 2 所示。

表 2 受试者信息及交叉验证结果

序号	性别	身高/ cm	体重/ kg	BMI	睡姿识别 准确率/%
1	女	160	50	19.5	98.67
2	女	160	65	25.4	100
3	女	162	53	20.2	100
4	女	163	53	19.9	100
5	女	165	51	18.7	100
6	女	168	62	22.0	100
7	女	168	67	23.7	100
8	女	169	77	27.0	100
9	男	170	51	17.6	95.92
10	男	171	69	23.6	100
11	男	172	58	19.6	100
12	男	174	60	19.8	100
13	男	175	75	24.5	100
14	男	176	70	22.6	100
15	男	180	80	24.7	100
16	男	180	85	26.2	98.08
17	男	181	70	21.4	100

混淆矩阵如图 10 所示。误判仅发生在极少数仰卧型和树干型之间以及同侧胎儿型和向往型之间,这两组睡姿确实具有更高的组内相似度。每位受试者数据单独作为验证集时识别准确率均不低于 95%且多数能达到 100%,这表明所应用算法框架能够提取出关键睡姿特征并进行高效判别。

训练获得睡姿分类器后,设计实现了如图 11 所示的实时监测程序。在 38 400 波特率下,对一帧睡姿压力图像进行接收、显示、识别的耗时约为 150 ms,监测实时性得到保障。此外,睡姿识别结果也能被记录留存,用于长远的数据统计及分析。

3.2 实验结果分析

本研究仅以 576(24×24)个传感单元的规模在单人床

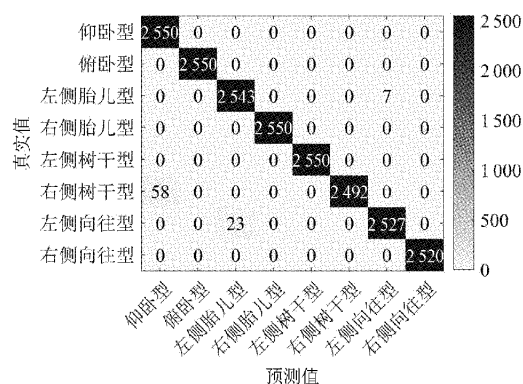


图 10 混淆矩阵

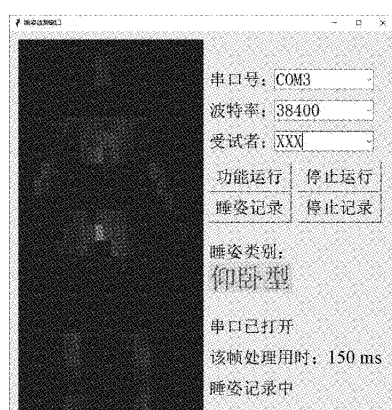


图 11 睡姿监测窗口

大小的平面上布局柔性压力传感阵列,仍然得到了优异的睡姿识别效果。这表明依据所分析的压力图像分辨率对睡姿分类效果的影响规律,可以获得平衡系统性能与成本的传感阵列规模阈值,据此降低设计的成本和复杂性能使系统依然保持较高的性能表现。即本研究针对睡姿监测系统提出了一种通过理论分析来降低成本并维持高性能的有效方法,无论使用何种材料制造传感单元、采用何种方案构造扫描电路,此方法都为解决成本与性能的平衡问题提供了一种可行且可靠的思路。

此外,扫描采集电路结构充分考虑了串扰和导通电阻,睡姿识别算法框架充分考虑了特征提取,这为 99.57% 的高精度睡姿识别奠定了基础。每个传感单元数值在数据通信中仅占用一个数据包进行串口传输,结合 24×24 仅 576 个传感单元,达到了 150 ms/帧的实时快速率睡姿监测。与其他研究的比较如表 3 所示,表明本研究以更小的传感阵列规模对更多的睡姿类别实现了更高精度和较快速率的实时睡姿监测。

尽管所设计的睡姿监测系统已被证明能够高效地判别正常受试者的睡姿,但当前工作离实际应用仍有一定差距,需要进一步的探索和研究。其局限性主要在于对具有肢体障碍的病患和老年人进行睡姿判别很可能出错,模型也可能受床面上各种日常用品的压力噪声干扰而错判睡姿。这

表 3 与其他研究的比较

研究方法	阵列规模	睡姿类别数	识别准确率/%	每帧监测速率/ms
文献[9]	128×64	6	83.0	—
文献[10]	32×32	6	91.24	<400
文献[11]	64×32	6	93.3	—
文献[14]	64×32	3	82.73	1 000
文献[21]	19×9	6	90	<200
文献[24]	80×40	4	97.1	100
本文	24×24	8	99.57	150

需要针对截瘫、偏瘫、肌肉萎缩等可能影响睡姿压力分布的情况招募特定受试者,针对日常用品摆放等可能形成压力图像噪声的情况模拟实际应用场景,据此扩充数据集,进一步提高数据集的代表性和多样性,从而使神经网络训练出更鲁棒和普适的睡姿分类模型。此外,睡姿识别功能的硬件本地化集成和多用户数据的并行监测也是使研究走向实际应用需要深入关注的问题。

4 结 论

本文关注病患和老年人的卧床护理质量,理论分析结合实验研究设计了一套简易、低成本、高精度、快速率的睡姿监测系统,并详细介绍了系统的理论计算分析、硬件结构设计和软件算法研发。为了在平衡系统性能与成本这一关键问题上取得突破,从理论上计算分析了可提供足够睡姿分辨信息的最小压力传感阵列规模阈值。基于理论分析的指导,进而在实验上设计了规模为 24×24 的柔性压力传感阵列,用于灵敏地测量用户与床面间的接触压力,数据经抗串扰扫描电路精准读出。结合数据增强改进的轻量化残差网络能够准确、快速区分 8 类常见睡姿,证明了系统优异的睡姿监测性能。本研究提供了控制成本并降低设计复杂度的可靠思路及其决策依据,为睡姿监测系统的进一步临床应用奠定了良好基础。

参考文献

- [1] JOOSTEN S A, O'DRISCOLL D M, BERGER P J, et al. Supine position related obstructive sleep apnea in adults: Pathogenesis and treatment[J]. *Sleep Medicine Reviews*, 2014, 18(1): 7-17.
- [2] MERVIS J S, PHILLIPS T J. Pressure ulcers: Prevention and management [J]. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 2019, 81(4): 893-902.
- [3] 叶荫球,姜太平,张蕾. 基于水平集方法和神经网络的人体睡姿识别[J]. *工业控制计算机*, 2013, 26(5): 88-90.
- [4] WANG Y K, CHEN H Y, CHEN J R. Unobtrusive sleep monitoring using movement activity by video

- analysis[J]. *Electronics*, 2019, 8(7): 812.
- [5] DOHENY E P, LOWERY M M, RUSSELL A, et al. Estimation of respiration rate and sleeping position using a wearable accelerometer[C]. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), 2020: 4668-4671.
- [6] 许欢, 张平. 基于生物电阻抗技术的睡眠姿势识别方法的探讨[J]. *中国医疗设备*, 2017, 32(6): 39-44.
- [7] LIU J, CHEN X, CHEN S, et al. TagSheet: Sleeping posture recognition with an unobtrusive passive tag matrix[C]. *IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications*, 2019: 874-882.
- [8] KIRIAZI J E, ISLAM S, BORIC-LUBECKE O, et al. Sleep posture recognition with a dual-frequency cardiopulmonary doppler radar [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 36181-36194.
- [9] LIU J J, XU W, HUANG M C, et al. A dense pressure sensitive bedsheet design for unobtrusive sleep posture monitoring[C]. *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, 2013: 207-215.
- [10] HU Q, TANG X, TANG W. A real-time patient-specific sleeping posture recognition system using pressure sensitive conductive sheet and transfer learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 21(5): 6869-6879.
- [11] 刘今越, 周志文, 贾晓辉, 等. 基于柔性压力传感器的睡姿识别方法研究[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(9): 10-13.
- [12] YAU J M, KIM S S, THAKUR P H, et al. Feeling form: the neural basis of haptic shape perception[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2015, 115(2): 631-642.
- [13] FOOKES C, LIN F, CHANDRAN V, et al. Evaluation of image resolution and super-resolution on face recognition performance [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(1): 75-93.
- [14] POUYAN M B, BIRJANDTALAB J, HEYDARZADEH M, et al. A pressure map dataset for posture and subject analytics [C]. 2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics, 2017: 65-68.
- [15] 孙东杰, 宋爱国. 基于传感阵列的动态足底压力分布测量系统[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(6): 83-91.
- [16] KIM J S, KWON D Y, CHOI B D. High-accuracy, compact scanning method and circuit for resistive sensor arrays[J]. *Sensors*, 2016, 16(2): 155.
- [17] 王程远. 电阻式传感器转换电路研究与分析[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(8): 161-167.
- [18] 花如祥, 吴国新, 徐小力. 卷积神经网络在图像识别中的优化研究[J]. *电子测量技术*, 2018(24): 62-66.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [20] DIAO H, CHEN C, YUAN W, et al. Deep residual networks for sleep posture recognition with unobtrusive miniature scale smart mat system [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2021, 15(1): 111-121.
- [21] TANG K, KUMAR A, NADEEM M, et al. CNN-based smart sleep posture recognition system[J]. *IoT*, 2021, 2(1): 119-139.
- [22] 吴睿曦, 肖秦琨. 基于深度网络和数据增强的多物体图像识别[J]. *国外电子测量技术*, 2019, 38(5): 86-90.
- [23] 胡佩媚, 王思轩, 罗木林, 等. 不同侧卧角度对压疮高危人群风险防范的作用[J]. *临床护理杂志*, 2019, 18(6): 76-79.
- [24] ENOKIBORI Y, MASE K. Data augmentation to build high performance DNN for in-bed posture classification[J]. *Journal of Information Processing*, 2018, 26: 718-727.

作者简介

黄臻, 硕士研究生, 主要研究方向为智能传感与监测系统设计。

E-mail: ZHEN-HUANG@sjtu.edu.cn

于随然(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为产品设计与开发、康复机器人设计、机构综合方法。

E-mail: sryu@sjtu.edu.cn