



机器学习在可穿戴智能传感系统中的应用与进展

王文君¹, 郑丽敏¹, 程泓宇¹, 徐小维², 孟博^{1*}

1. 深圳大学物理与光电工程学院, 光电子器件与系统教育部/广东省重点实验室, 深圳 518060;

2. 南方医科大学附属广东省人民医院(广东省医学科学院), 广东省华南结构性心脏病重点实验室, 广州 519041

* 联系人, E-mail: bomeng@szu.edu.cn

2023-06-30 收稿, 2023-08-27 修回, 2023-08-28 接受, 2023-08-29 网络版发表

国家自然科学基金(61904111)、广东省自然科学基金(2020A1515011487)和深圳市自然科学基金(20200810103814002)资助

摘要 近些年, 随着传感器和集成电路制造工艺的高速发展, 可穿戴设备的应用越来越多; 同时, 利用人工智能和机器学习方法来辅助和促进可穿戴系统的应用也得到了广泛的研究。机器学习辅助的可穿戴智能传感系统可以跟踪监测人体活动和生命体征信号, 在人机交互、数字健康乃至临床诊断等领域具有重要的应用前景。本文详细介绍和讨论了近期可穿戴传感器、机器学习算法及其辅助可穿戴传感应用等研究进展, 并探讨了机器学习辅助的可穿戴传感系统面临的挑战, 总结了有待改进之处。同时, 本文也针对机器学习在可穿戴传感系统中的进一步应用提出了潜在的解决方案和可能的发展方向。

关键词 智能传感, 可穿戴系统, 机器学习, 柔性电子

可穿戴传感系统和机器学习是两个新兴且快速发展的研究方向, 有潜力彻底改变我们的生活方式。作为一种小巧轻便的设备, 可穿戴传感系统可以佩戴在身体上以监测各种生理体征和环境参数。这些传感系统不仅用于日常健康监测, 还广泛应用于体育训练、人机交互等方向。从简单的计步器到能监测血压、血糖、心率等复杂生理参数的设备, 可穿戴传感系统的技术已经取得了显著进展, 且在各种商业和医疗应用中的潜力仍在不断增长。另一方面, 作为人工智能的一个重要分支, 机器学习(machine learning, ML)允许计算机在没有明确编程的情况下从经验中学习和改进, 可以有效地处理复杂的数据。这些数据可以是多元的、复杂的, 从而为传感数据的诠释和进一步应用提供一个强大的工具。机器学习已经渗透到许多科技领域中, 无论是自动驾驶汽车的导航系统、金融市场的预测分析, 还是医疗诊断和个性化医疗方案, 其都扮演着核心

角色。其核心价值在于通过从大量复杂数据中提取模式和趋势, 将分析的深度和精度提高到新的水平。

利用机器学习算法辅助可穿戴传感系统的应用主要有如下优点: 首先是提升数据处理的准确性, 通过将可穿戴传感器收集的数据与机器学习算法相结合, 可以得到更精确的结果。机器学习算法可以通过实时分析传感器收集的数据并根据该数据做出预测或决策来提高准确性。其次是提升个性化体验, 通过将机器学习融入可穿戴传感器, 可以为用户创造更加个性化的体验。例如, 机器学习算法可用于分析可穿戴传感器收集的数据, 以更好地了解用户的习惯和偏好, 然后根据这些信息做出推荐, 为个人用户量身定制更加个性化的体验。基于摩擦电效应的压力和材料传感能力也是人们关注的重点。

可穿戴传感器和机器学习的集成在健康监测和人机交互等方向具有巨大的应用潜力, 这种集成提升了

引用格式: 王文君, 郑丽敏, 程泓宇, 等. 机器学习在可穿戴智能传感系统中的应用与进展. 科学通报, 2023, 68: 4630–4641

Wang W J, Zheng L M, Cheng H Y, et al. Applications and progress of machine learning in wearable intelligent sensing systems (in Chinese). Chin Sci Bull, 2023, 68: 4630–4641, doi: 10.1360/TB-2023-0636

精确度和个性化体验。随着技术的不断进步,我们可以期待更好的可穿戴传感器和机器学习算法的发展,从而带来更多创新和高效的应用。可穿戴传感器和机器学习的未来发展潜力是巨大的,有望改善我们的生活。本文对最近可穿戴传感器、机器学习算法及其融合在不同领域的应用进行综述。图1所示为利用机器学习辅助进行可穿戴传感器系统数据处理的基本流程;通过了解这两种技术的融合,我们可以了解如何利用它们来改善现代生活方式。

本文旨在对机器学习辅助可穿戴智能传感系统的研究进展进行全面综述。本文列举相关研究的实例,介绍不同类型的传感器和数据处理算法,并重点讨论机器学习辅助可穿戴智能传感系统的各类应用;同时指出机器学习辅助可穿戴传感系统的优点和潜力,并提出面临的挑战和未来的改进方向。希望本文能为研究人员和工程师提供一个全面的了解和参考,以促进机器学习辅助可穿戴智能传感系统的进一步发展和应用。

1 人机交互

1.1 手势识别

在人机交互(human-machine interaction, HMI)中,手势识别是一种广泛使用的基础功能。基于手势识别的人机交互方式在各种场景中都起着重要作用。尽管手势识别通常依赖于视觉技术,但该技术对环境光源的依赖性较高,易受外部环境因素的影响。因此,基于可穿戴传感器,使用机器学习方法实现的手势识别在精密控制、机器人和医疗保健系统等各个应用场景中具有很高的价值^[1-4]。如图2所示, Liang等人^[3]提出了一种利用分层支持向量机(hierarchical support vector machine, HSVM)算法融合多传感器数据集的新方法,使用结合了两个不同数据源的机器学习系统对该方法进行了实验验证。结果表明,检测手和手指运动的雷达本

身提供的平均分类准确率为76.7%,而压力传感器提供的准确率为69.0%。但是,当使用所提出的HSVM算法来增强压力传感器与雷达二者结合的输出结果时,分类准确率提高到92.5%。Ma等人^[4]开发了一种基于充气平行隧道铁驻极体的自供电人体运动传感器,可以与人体的不同部位相接触,包括喉咙、肘部、手腕、手指和膝盖,展示了其在可穿戴设备中的应用潜力。并且,他们使用卷积神经网络算法(convolutional neural networks, CNN)搭建了一个智能手势识别系统,用于人机交互。经过CNN训练后,4个手势的测试准确度大于90%,证明了由感测系统收集的正确数据和算法的准确识别效率。这些识别结果表明,该自供电人体运动柔性传感器与机器学习算法相结合的传感系统能够准确捕捉手势;该系统对助力聋哑人的个性化智能手语识别具有重要价值。

虽然可穿戴传感器的数据可以与视觉数据相结合以提高系统的识别精度,但传感器数据质量和数据集不兼容性的问题可能会限制这种数据融合方法。因此, Wang等人^[2]制造了一种生物启发的数据融合架构,它可以通过将视觉数据与来自单壁碳纳米管制成的皮肤状可拉伸应变传感器的体感数据集来执行人类手势识别。他们使用卷积神经网络进行视觉处理,在特征级别上实现稀疏神经网络进行传感器数据融合和识别。而且,此架构可以通过手势用于机器人导航,识别率在正常照明下是98.3%,在黑暗下为96.7%。Lee和Lee^[5]提出了一种使用可穿戴手持设备的智能手语翻译系统,利用流动传感器、两个压力传感器和一个三轴惯性运动传感器,通过矢量机(support vector machine, SVM)模型识别手势,实现了98.2%的识别准确率。皮肤内的感觉神经元形成了外部物理现实和内部触觉感知之间的界面。这种接口使我们能够通过感知学习来组织、识别和解释感官信息。Nawaz等人^[6]提出了一种技术,该技术使用可穿戴的低成本设备来生成电阻抗断层扫描

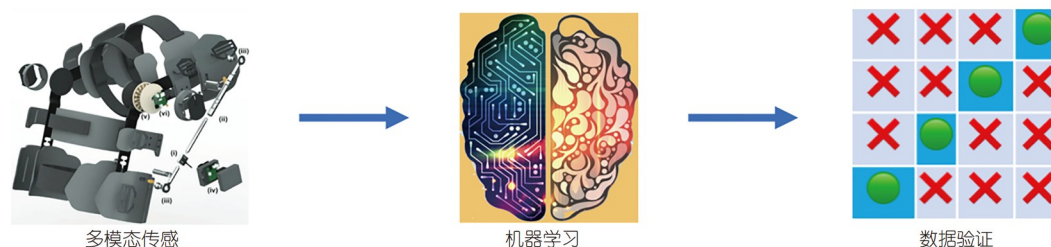


图1 (网络版彩色)利用机器学习辅助进行可穿戴传感器系统数据处理的基本流程

Figure 1 (Color online) An overview of machine learning assisted data processing of wearable sensing systems

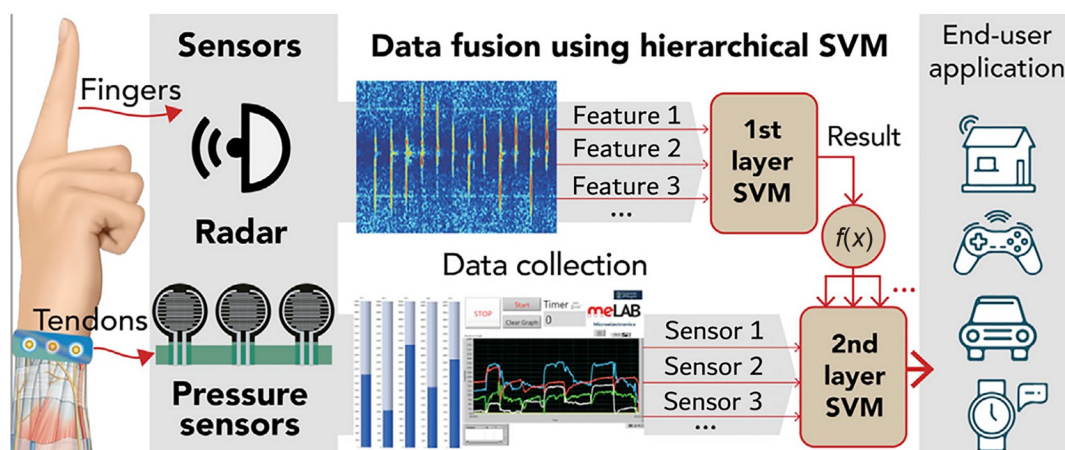


图 2 (网络版彩色) 基于可穿戴压力传感器使用机器学习算法进行手势识别原理图^[3]

Figure 2 (Color online) Schematic diagram of gesture recognition using machine learning algorithms based on wearable pressure sensors^[3]

图像; 使用基于贝叶斯ResNet-18的卷积神经网络对手势数据集进行分类; ResNet-18 CNN模型包括某些预训练权重, 可以立即用于特征提取、预测和微调. 该方法使用手势和捏手势数据集分别在手腕位置实现了90%和93%的准确性.

在虚拟空间中的交互扮演环节, 手势识别扮演着关键角色^[7]. 例如, Wen等人^[8]成功地将具有超疏水涂层的摩擦电织物传感器与CNN算法相结合, 通过一款简洁设计的手套, 实现了复杂手势的识别, 从而实现了真实和虚拟空间的综合控制. 基于机器学习的复杂手势识别准确率达到95.23%. 基于复杂手势的识别能够实现真实和虚拟空间的综合控制, 为虚拟现实(virtual reality, VR)购物提供了可能性. Sun等人^[9]提出了一种智能软机器人机械手, 它由摩擦电纳米发电机触觉和长度传感器以及聚偏氟乙烯热释电温度传感器组成. 将机械手与3层一维卷积神经网络(one-dimensional-convolutional neural networks, 1D-CNN)机器学习算法融合, 可以实现对28种不同形状物体的自动识别, 准确率为97.143%, 展现了作为无人工作空间应用的高级人机交互的巨大潜力.

1.2 用户识别与物体辨识

用户识别旨在通过计算机自动识别、理解并验证用户的个人信息. 它是人工智能研究的重要组成部分, 广泛应用于消费电子和各类安防场景. 传统的用户识别方法通常使用非移动设备, 因不便于携带, 无法为用户提供实时服务. 为了解决这一问题, 研究者开发了基于可穿戴传感器的用户识别设备, 通过使用机器学习

算法, 可以自动分析用户的个人信息数据, 从而帮助计算机进行用户识别.

Dong等人^[10]采用编织结构设计了一种具有高柔韧性和优异机械稳定性的摩擦纳米发电纺织品, 如图3(a)所示. 基于此实现的智能穿戴设备可应用于人体运动监控、远程紧急救援和入侵预警等. Luo等人^[11]设计了一种生物启发的柔性传感器阵列. 它集成了基于摩擦电效应的压力和材料传感能力, 通过机器学习算法进行个人识别的深度分析, 提取更高级别的特征, 识别准确率可以达到98.9%. 计算机键盘是用于人机交互和信息交换的常见工具之一. 如图3(b)所示, Zhu等人^[12]提出了触觉反馈智能手套, 具有基于摩擦电的手指弯曲传感器、手掌滑动传感器和压电机械刺激器. 通过摩擦电信号和压电信号来实现人机交互, 并且利用CNN和SVM机器学习算法实现物体识别, 从而将物体识别准确率提升至96%. 如图3(c)所示, Li等人^[13]提出了一种混合触觉传感器, 该传感器将摩擦电主动传感单元与电磁电感传感器集成在一起, 在机器学习算法辅助下, 摩擦电信号和感应信号可用于对象识别, 识别准确率达到98.75%. 此外, 该复合传感器可以识别以不同方式包装的物体, 展示了复合触觉传感器在提高机器人人工智能方面的潜力, 特别是它们在复杂环境中区分物体并对其进行有效排序的能力.

1.3 语音识别

语音识别是指通过计算机对人类语音进行自动识别、理解和转化为文本或命令的技术, 它是人工智能研究的一个重要分支, 应用广泛^[14].

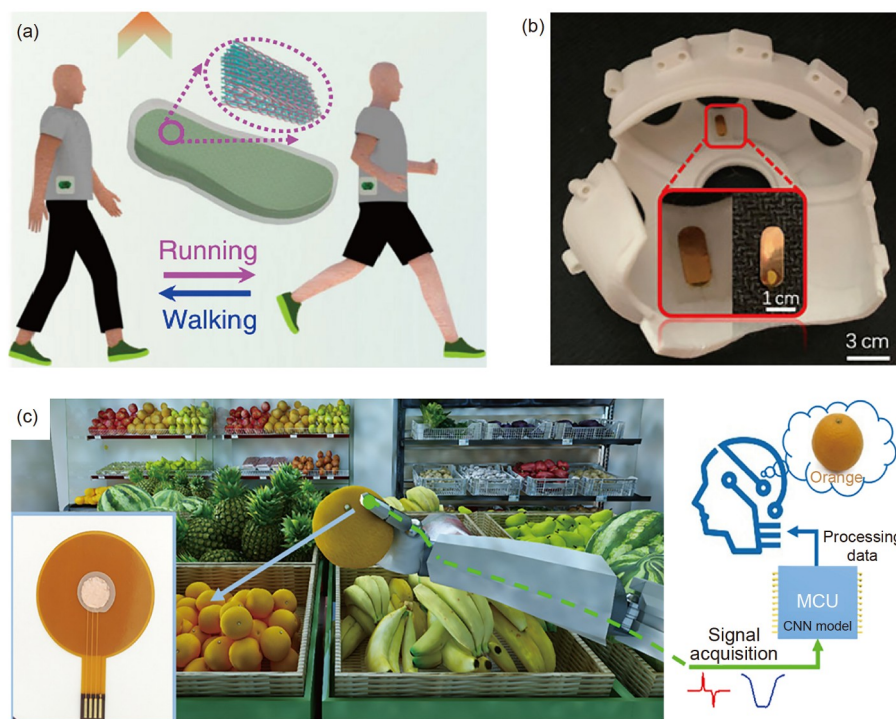


图3 (网络版彩色)用户识别与物体辨识. (a) 人体运动监控和远程紧急救援的智能穿戴系统^[10]. (b) 触觉反馈智能手套^[12]. (c) 通过配备有双模触觉传感器的机械手识别物体^[13]

Figure 3 (Color online) User identification and object identification. (a) Intelligent wearable system for human motion monitoring and remote emergency rescue^[10]. (b) Tactile feedback intelligent gloves^[12]. (c) Recognition of objects by robot grippers equipped with dual-mode tactile sensors^[13]

由于语音信息的有限性、背景噪音以及声音传播距离的影响,声音识别的准确率通常较低.因此,可以使用机器学习算法辅助可穿戴传感系统来解决这些问题,以提高语音识别的准确率. Han等人^[15]使用柔性压电声学传感器建立了一个基于机器学习的语音识别系统.他们通过高灵敏度多谐振频带的柔性压电声学传感器记录数据集,并使用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)和短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)将其转换为频率分量.基于机器学习的高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)利用多通道输出中最高和第二高的灵敏度数据进行设计.与普通麦克风相比,利用高灵敏度多谐振频带的柔性压电声学传感器能够达到97.5%的准确识别率,错误率降低了75%. Guo等人^[16]为人机交互开发了一种自供电摩擦电听觉传感器,通过系统优化设计环形或扇形内边界结构,获得了100~5000 Hz宽带响应的自供电摩擦电听觉传感器.

2 体征监测

可穿戴传感器可以长期监测人体的生理信号,如

心率、呼吸、睡眠质量、运动情况等.这些生理信号对于了解人体的健康状况非常重要,因此可穿戴传感器在医疗健康领域中应用广泛.

机器学习算法常常配合可穿戴传感器使用,对监测到的生理信号进行分析,预测、挖掘有意义的信息.机器学习算法辅助的可穿戴体征监测系统在医疗健康领域有着广泛的应用,可以帮助医生远程监测患者的健康状况,也可以帮助个人更好地了解自己的健康状况,从而采取相应的改善措施.

2.1 呼吸监测

呼吸是人类生存活动中最基本的过程之一.在现代医学中,呼吸监测被广泛用于诊断和治疗各种呼吸系统疾病.呼吸监测是指通过测量呼吸参数来诊断和监测呼吸系统健康状况的技术.常见的呼吸参数包括呼吸频率、潮气量、呼气流速等.

可穿戴呼吸传感器为实现上述监测提供了一种快速、非侵入性和方便的方法,可早期识别人类健康异常,如限制性和阻塞性肺病. Fang等人^[17]报告了一种计算流体动力学辅助的面罩传感器网络,如图4(a)所示,

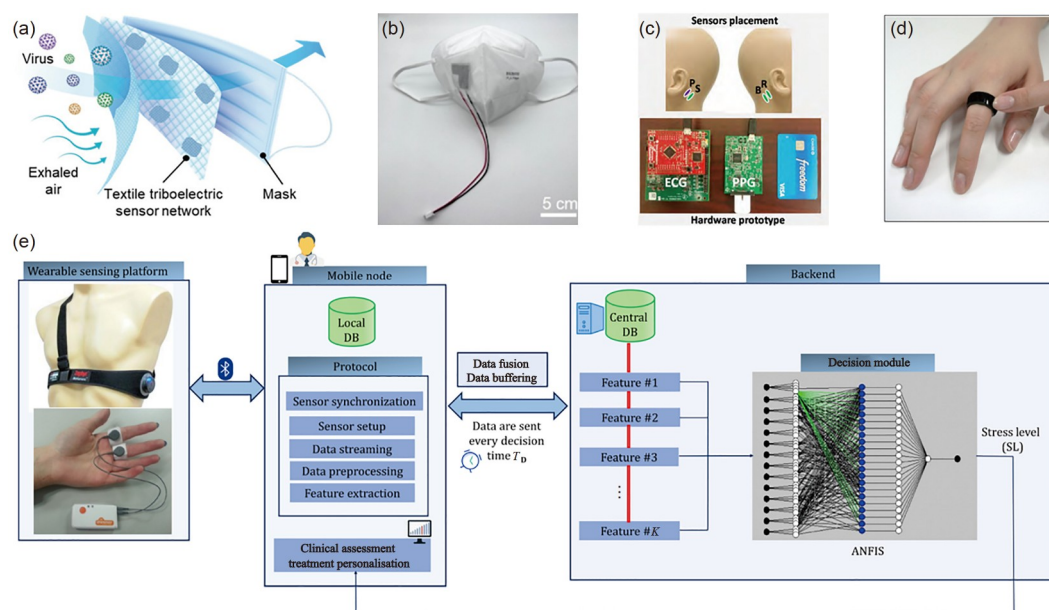


图4 (网络版彩色)体征监测。(a) 面罩传感器网络^[17]。(b) 集成有自供电呼吸传感器的智能口罩^[18]。(c) 放置于耳后的心电图传感器^[22]。(d) 环形可穿戴诊断设备^[24]。(e) 用于心电图监测的Zephyr BioHarness34和基于移动架构的在线应力监测决策支持系统^[26]。
Figure 4 (Color online) Vital sign monitoring. (a) A mask sensor network^[17]. (b) Intelligent mask with an integrated self powered breathing sensor^[18]. (c) Electrocardiogram sensors placed behind the ear^[22]. (d) Ring-shaped wearable diagnostic device^[24]. (e) Zephyr BioHarness34 and an online stress monitoring decision support system based on the mobile architecture for electrocardiogram monitoring^[26]

它可以克服不同用户的面部轮廓和环境因素的干扰来收集高度精确的呼吸信号。在机器学习的帮助下,面罩传感器网络实现了呼吸模式识别,分类准确率高达100%。如图4(b)所示,Zhang等人^[18]研制的智能口罩成功地用于诊断哮喘、支气管炎和慢性阻塞性肺病3种典型的慢性呼吸道疾病,并以袋装决策树模型的机器学习算法为数据分析手段。区分健康组和3组慢性呼吸道疾病组的总准确率高达95.5%。

2.2 心电监测

心电监测是医学领域中常用的诊断和治疗心脏疾病的技术之一,通过测量心脏的电信号来诊断和监测心脏的功能^[19]。在心电监测领域,机器学习技术可以用来分析心电信号,从而帮助医生诊断心脏疾病。通过使用机器学习算法,可以自动识别心电图中的异常信号,并给出相应的诊断建议。

心率失常是指心跳频率或节律异常的病症。它可能是由心脏疾病、药物副作用或其他原因引起的,早期识别和治疗心率失常可以有效降低患者的发病率和死亡率。Tuli等人^[20]提出了一个新框架,结合神经网络算法,该方法的训练准确率可达89%。他们将这一新架

构部署在心律失常监测分析应用中。Shen等人^[21]开发了一种50层卷积网络算法,可以从动态条件下记录的光电容积图中准确检测房颤发作。在光电容积图信号固有的运动伪影的情况下,实现了高达95%的检测准确率。这种对房颤的连续和准确检测有可能将可穿戴设备转变为临床医疗监测工具。Zhang等人^[22]提出了一种全耳戴式长期血压和心率监测器,如图4(c)所示,以实现更高的佩戴性。他们将所有心电图和光电容积图传感器放置在两只耳朵后面,获取微弱的信号,并且基于SVM和K-medoids集群的模板学习处理数据。Mei等人^[23]提出了一种从心电图自动检测房颤的方法。使用SVM和袋装树,对于3类分类问题的准确率高达82.0%。如图4(d)所示,Kwon等人^[24]使用环形可穿戴的诊断设备,结合深度学习来分析光电容积图信号以及检测房颤,准确性保持在94.7%,使用SVM算法诊断精度为91.49%。具有光电容积图信号深度学习分析的环形可穿戴设备可以在不依赖心电图的情况下准确诊断房颤。利用这种装置,就可以在高危人群中持续监测房颤,通过准确分类来降低误诊的比例,并提高专家医生对心电图解释的效率。Hannun等人^[25]开发了一个深度神经网络(deep neural network, DNN),端到端的深度

学习方法可以从心电图分类出广泛的不同心律失常。

抑郁和焦虑等负面精神状态对个人的生活质量产生不利影响。因此,监测压力水平,以便事先感知负面精神状态的产生,具有重要的应用价值。如图4(e)所示, Delmastro等人^[26]通过监测运动来分析训练期间每个受试者的压力水平,使用收集的数据集来评估基于6种不同机器学习算法的应力检测系统的性能,最高准确率可达96%。Akbulut等人^[27]开发了一个心电图、皮肤电、体温、血氧饱和度等几种生物信号的监测系统,使用神经网络算法模型对情绪进行分类,正确率达到92%。有规律的运动能改善健康和生活质量。它与降低心血管疾病和2型糖尿病等多种疾病的风险有关。尽管定期运动有很多好处,但运动员也面临一些问题,其中之一是在高强度训练期间和训练后脱水。Alvarez等人^[28]评估时域心率变异性(heart rate variability, HRV)参数在使用SVM和K均值等机器学习算法检测运动员人群脱水中的分类能力,准确度、精密度和召回率均高于0.60。

2.3 汗液监测

汗液是人体内的一种液体,由腺体分泌并排出。它的主要功能是调节体温,协助皮肤散热。汗液中含有大量生理信息,如体温、水分、电解质和激素等。机器学习技术可以分析汗液数据,从而帮助医生诊断和监测身体健康状况。比色检测法具有检测方便、易于实现等优点,在汗液比色分析中得到了广泛的应用。然而,其相对较低的检测精度限制了它的应用。因此,有必要开发从比色生物传感器中提取定量数据的新方法。Shi等人^[29]制作了一个塞式纸基分析装置传感器,并将其放入通过3D打印制备的聚二甲基硅氧烷微流控室中,利用具有发光二极管光源的光电传感器获取比色传感前后的颜色变化信息。Shahub等人^[30]在柔性纳米多孔基底上开发了一种非侵入式传感器。该传感器具有被动检测人体汗液中皮质醇的能力。他们还开发了一种加权K近邻(*k*-nearest neighbor, KNN)机器学习算法来分析传感器数据,以检测皮质醇随时间的上升和下降趋势。使用该算法进行测试的准确率为100%。生物分子的多重检测在从疾病诊断到食品安全和环境监测的各个领域都具有重要价值。然而,使用单一设备/材料在混合物中实现准确和多重分析物检测仍然比较困难。Kammarchedu等人^[31]制作了一种机器学习驱动的多模态分析设备。该设备基于由激光诱导石墨烯上电沉积

的多硫化钼制成的传感材料,用于汗液和唾液中酪氨酸和尿酸的多重检测。此类分析方法可能会在制药、生命科学研究、食品筛查、环境毒素检测和生物防御领域提供前所未有的机会。

3 人体姿态与动作监测

3.1 运动监测

在运动监测领域,可穿戴传感器与机器学习技术的结合可以实现运动员训练过程中各项指标的实时监测,从而提高训练效率并降低运动伤病的风险。随着技术的不断发展和成本的降低,未来机器学习辅助的智能可穿戴传感系统在运动监测领域的应用前景非常广阔^[32-36]。

精确的运动特征提取和识别为许多科学问题提供了关键信息。Wen等人^[37]制作了一种可穿戴无缝多模传感器。该传感器具有分离压力和应变刺激并识别不同关节运动状态的能力。他们结合长期短期记忆(long short-term memory, LSTM)深度学习算法,对不同关节、不同姿势的电信号进行分类,以进行识别训练。借助机器学习算法区分不同关节位置和状态的运动特征,准确率为97.13%。Zheng等人^[38]设计了两个电容式传感单元,并将其嵌入两个相应的手指架中。该系统不仅能够对不同技术水平的运动员进行分类,而且能够区分姿态稳定性和可控性。Wan等人^[39]设计了一种人工感觉神经元,它可以整合和区分触摸模式的时空特征以进行识别。压力传感器将压力刺激转换为电信号,这些电信号通过离子/电子接口耦合,经由离子电缆传输到突触晶体管,再与KNN等算法相结合,识别错误率可以从44%显著降低到0.4%。Babangida^[40]利用热起皱技术设计了一款能够检测压力、应变和人类步态的柔性夹层状压力传感器。他们将此压力传感器集成于机器手臂上,并使用机器学习算法进一步强化了压力传感器判断各种复杂情况的能力。传感器技术已经深入到体育行业,借助传感器对体育训练进行实时监控和采集数据。Liu等人^[41]用压电聚偏二氟乙烯薄膜制造了一种新型的自供电可穿戴运动传感器,用于监测排球运动员的手势。

利用机器学习算法来提高可穿戴传感器步态分析的准确率,是一种非常具有前景的方法。Zhang等人^[42]开发了低成本的摩擦电智能袜子,用于从低频身体运动中采集信号以传输数据。如图5的原理图所示,完整

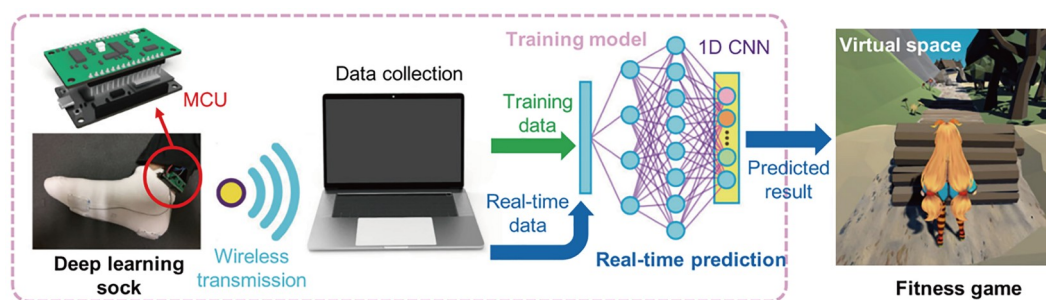


图5 (网络版彩色)智能袜子在VR健身游戏中的实时预测系统^[42]

Figure 5 (Color online) Real time prediction system for intelligent socks in VR fitness games^[42]

的实时控制系统包括传感器、信号预处理电路、带无线发射器模块的单片机。在演示的VR健身游戏中,智能袜子传感器结合卷积神经网络学习模型,以96.67%的准确率检测5种不同动作,从而控制虚拟角色。Chakraborty和Mukherjee^[43]设计了一种异构传感器系统。该系统从低成本的腿戴式惯性传感器(inertial measurement unit, IMU)和基于指尖的脉冲传感器获取多模态数据,再加上一维深度卷积神经网络(1D-CNN)模型,准确率最高可达到99%。Potluri等人^[44]将多个可穿戴传感器模块放置在关节位置上,随后对标记的数据集使用K均值聚类、支持向量机(SVM)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)等机器学习算法技术,分类精度为94.07%。Zhang等人^[45]展示了支持向量回归(support vector regression, SVR)模型可用于在行走和跑步任务期间从定制的仪表鞋垫中提取基本步态参数的准确估计值。该模型在步幅长度、速度和足间隙方面实现了较高的准确度。

3.2 运动康复监测与诊断

可穿戴设备为广泛的医疗保健服务提供了更加方便的备选方案,以有限的成本和计算资源帮助医生通过机器学习算法进行分析,为医生对患者的诊疗提供有效的评估和监测工具。例如,在临床康复中,可穿戴传感器可用于监测骨折患者的运动康复进程;在运动损伤康复中,可用于评估运动员的恢复情况,并在康复训练中提供个性化的训练计划。Yang等人^[46]提出了一个基于光栅结构的摩擦电拉伸传感器的可穿戴位移传感系统,用于诊断前叉韧带损伤。该拉伸传感器实现了0.2 mm的分辨率。利用这种可穿戴诊断系统,对14位患者进行前叉韧带损伤诊断,准确率约为85.7%。随着现代社会工作压力的增加,长时间的久坐姿势和不良的

坐姿会导致身体和心理问题。Jiang等人^[47]提出了一种基于摩擦电纳米发电机的自供电坐姿监测背心,使用随机森林分类器实现了96.6%的姿势识别准确度。该机器学习算法辅助的可穿戴设备为医疗保健系统提供了可靠的无创和长期监测的解决方案。

使用机器学习算法辅助可穿戴传感器处理可以用于癫痫检测等综合体征监测^[48]。Resque等人^[49]将脑电图采样数据集与各种机器学习算法相结合,得出SVM和随机森林(random forest, RF)。这两种机器学习方法在从脑电图数据集中识别癫痫发作方面具有良好的准确性。可穿戴的自动癫痫发作检测设备可以通过持续的动态监测来提前预测癫痫的发作,具有改善癫痫发作管理的潜力。Regalia等人^[50]使用机器学习的检测算法嵌入Embrace和E4腕带(Empatica)中,对全身性强直性癫痫发作识别的准确率可高达92%。

膝关节关节炎是最常见的疾病之一,可以通过全膝关节置换手术有效治疗。Luo等人^[51]制作了一种用于膝关节关节炎患者康复自我评估的便携式、模块化可穿戴支架,如图6(a)所示。通过基于支架的个性化医疗保健,膝关节关节炎患者的康复过程根据肌肉力量进行量化,并可获得明确的康复增强效果,可以提高老年患者的生活质量,并为远程人工智能医学工程开辟新的空间。角度传感器作为精确运动测量的主要部件,在机器人、机器控制和个性化康复等领域发挥着至关重要的作用。Wang等人^[52]设计了一种高灵敏度、重量轻、厚度薄的摩擦电自供电角度传感器,如图6(b)所示。该传感器在全面优化后表现出最高的分辨率(2.03纳弧度),为机器人、传感、个性化医疗保险和人工智能等新兴领域的应用开辟了新的道路。表面肌电信号在手功能恢复训练中起着重要作用。Yang等人^[53]用3D打印制造了智能可穿戴臂章中风康复系统,如图6(c)所示,并且

结合机器学习算法来区分不同手部运动的特征, 平均准确率高达96.20%。这表明所提出的可穿戴臂章中风康复系统可以用作训练工具, 以辅助中风后患者的康复过程。Pu等人^[54]设计了一个关节运动摩擦电量化传感器, 用于构建机器人手同步控制系统; 再结合信号处理和分类算法识别到最小分辨角为3.8°, 通过减小光栅宽度可以进一步提高分辨率。这种在传感阶段的直接量化和直观映射大大简化了信号处理和分类算法, 有助于实现自然、高精度和实时的界面。

4 总结与展望

本文对最近的可穿戴传感系统及其在机器学习算法辅助下的应用研究进行了梳理和总结。如表1所示, 通过对机器学习算法应用在基于可穿戴传感器的人体活动识别的现有工作进行分类和总结, 我们旨在分析和讨论该领域的发展趋势、主要障碍和未来的潜在研究方向。尽管机器学习辅助的可穿戴智能传感系统在理论和实践中取得了一些进展, 但仍面临着许多挑战。

首先, 传感器数据质量是一个主要挑战。由于可穿戴设备的尺寸和能源限制, 其内置的传感器可能无法提供高质量的数据。同时, 由于可穿戴传感器的特殊环境和佩戴方式, 数据质量可能受到噪声、漂移和不准确性的影响。例如, 心率监测设备可能会受到用户运动

造成的噪声影响, 导致数据的准确性降低。为了提高数据准确性, 可以采用噪声过滤和数据校准等方法来减少噪声和漂移。此外, 可以使用更高精度和稳定性的传感器来改善数据质量, 还可以通过提高数据采集的频率来获取更加详尽的数据。

其次, 可穿戴传感系统的数据融合是另一个重要挑战。可穿戴设备通常会收集多种类型的数据, 如心率、步数、睡眠质量等。多传感器融合可以结合不同传感器的优势, 提供更全面和准确的数据, 以提高可穿戴传感系统的性能。如何有效地融合这些数据, 以提供更准确和全面的用户健康信息, 是一个需要解决的问题。一种可能的解决方案是使用深度学习算法, 这种算法可以处理大量的数据, 并且能够自动学习数据的内在关系。

最后, 算法模型的选择和优化也很关键。我们必须评估和检查问题的复杂性, 以决定是否能够使用机器学习方法来解决。传统机器学习算法使用广泛, 但是对于高维数据和大规模数据集的处理能力相对较弱, 需要手动选择特征和调整参数。卷积序列算法在处理图像、语音和自然语言等领域表现出色, 具有卷积层和池化层等特殊结构, 可以有效提取输入数据中的特征, 但是缺少循环结构的支持, 对于时间序列数据处理能力相对较弱。时间序列算法适用于处理时间相关的



图6 (网络版彩色)运动康复监测与诊断。(a) 可穿戴康复支具系统^[51]。(b) 角度传感器记录关节屈曲/伸展角度^[52]。(c) 智能可穿戴臂章^[53]
Figure 6 (Color online) Exercise rehabilitation monitoring and diagnosis. (a) Schematic diagram of a rehabilitation brace system^[51]. (b) Angle sensor records joint flexion/extension angle^[52]. (c) Smart wearable armband^[53]

表1 机器学习辅助可穿戴传感系统研究现状总结

Table 1 Summary of research status of machine learning aided wearable sensing systems

机器学习种类	机器学习算法	可穿戴传感器类型	参考文献
传统机器学习	SVM、RF、KNN等	压力传感器、机电传感器、惯性传感器、角度传感器、位移传感器等	[2,3,5,12,17~20,22~26,28,30,31,35,39,44,45,47,49,50,53~57]
卷积序列	CNN、GAN、VAE等	压力传感器、触觉传感器、温度传感器、惯性传感器、压力传感器等	[2,4,6,8,9,12,20,21,24,27,29,42,43,49,58]
时间序列	LSTM、RNN、RSL等	多参量传感器、柔性应变传感器等	[37,48,56,58]

数据. 长短期记忆网络、循环神经网络和深度神经网络等算法在这个领域表现出色, 能够捕捉到时间上的演变规律. 如果问题足够简单, 可以用所提供的传感器模态来解决, 那么传统的机器学习方法很可能可以得到令人满意的结果. 而对于复杂应用, 深度学习和增强学习等算法将实现更好的效果.

此外, 受限于可穿戴设备的计算能力, 现阶段的研究往往采用离线机器学习的方式对固定的数据集进行

深度训练, 难以实现对传感系统信号的实时处理和分析. 我们需要开发更高效的算法, 以在设备上实现在线的机器学习. 同时, 算法还需要能够适应用户的个体差异.

总的来说, 虽然在可穿戴设备上应用机器学习算法面临着许多挑战, 但是通过技术和算法的不断进步, 我们有理由相信这些问题都有可能得到解决. 未来, 机器学习辅助的可穿戴智能传感系统将在健康监测、人机交互等领域发挥更大的作用.

参考文献

- 1 Zhu L P, Zhai J Y, Wang Z L. Piezotronic and piezo-phototronic devices based on the third generation semiconductors (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2020, 65: 2664–2677 [朱来攀, 翟俊宜, 王中林. 基于第三代半导体的压电电子学和压电光电子学器件. 科学通报, 2020, 65: 2664–2677]
- 2 Wang M, Yan Z, Wang T, et al. Gesture recognition using a bioinspired learning architecture that integrates visual data with somatosensory data from stretchable sensors. *Nat Electron*, 2020, 3: 563–570
- 3 Liang X, Li H, Wang W, et al. Fusion of wearable and contactless sensors for intelligent gesture recognition. *Adv Intell Syst*, 2019, 1: 1900088
- 4 Ma X, Chen X, Xiang X, et al. Self-powered multifunctional body motion detectors based on highly compressible and stretchable ferroelectrets with an air-filled parallel-tunnel structure. *Nano Energy*, 2022, 103: 107729
- 5 Lee B G, Lee S M. Smart wearable hand device for sign language interpretation system with sensors fusion. *IEEE Sens J*, 2018, 18: 1224–1232
- 6 Nawaz M, Chan R W, Malik A, et al. Hand gestures classification using electrical impedance tomography images. *IEEE Sens J*, 2022, 22: 18922–18932
- 7 Wang X, Zhang Y, Zhang X, et al. A highly stretchable transparent self-powered triboelectric tactile sensor with metallized nanofibers for wearable electronics. *Adv Mater*, 2018, 30: 1706738
- 8 Wen F, Sun Z, He T, et al. Machine learning glove using self-powered conductive superhydrophobic triboelectric textile for gesture recognition in VR/AR applications. *Adv Sci*, 2020, 7: 2000261
- 9 Sun Z, Zhu M, Zhang Z, et al. Artificial intelligence of things (AIoT) enabled virtual shop applications using self-powered sensor enhanced soft robotic manipulator. *Adv Sci*, 2021, 8: 2100230
- 10 Dong K, Peng X, An J, et al. Shape adaptable and highly resilient 3D braided triboelectric nanogenerators as e-textiles for power and sensing. *Nat Commun*, 2020, 11: 2868
- 11 Luo Y, Xiao X, Chen J, et al. Machine-learning-assisted recognition on bioinspired soft sensor arrays. *ACS Nano*, 2022, 16: 6734–6743
- 12 Zhu M, Sun Z, Zhang Z, et al. Haptic-feedback smart glove as a creative human-machine interface (HMI) for virtual/augmented reality applications. *Sci Adv*, 2020, 6: eaaz8693
- 13 Li N, Yin Z, Zhang W, et al. A triboelectric-inductive hybrid tactile sensor for highly accurate object recognition. *Nano Energy*, 2022, 96: 107063
- 14 Wang Z, Li P, He D P. Low-power flexible strain sensors based on highly conductive graphene films (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2021, 66: 401–402 [王哲, 李鹏, 何大平. 基于高电导率石墨烯膜的低功耗柔性应变传感器. 科学通报, 2021, 66: 401–402]
- 15 Han J H, Bae K M, Hong S K, et al. Machine learning-based self-powered acoustic sensor for speaker recognition. *Nano Energy*, 2018, 53: 658–665
- 16 Guo H, Pu X, Chen J, et al. A highly sensitive, self-powered triboelectric auditory sensor for social robotics and hearing aids. *Sci Robot*, 2018, 3: eaat2516
- 17 Fang Y, Xu J, Xiao X, et al. A deep-learning-assisted on-mask sensor network for adaptive respiratory monitoring. *Adv Mater*, 2022, 34: 2200252
- 18 Zhang K, Li Z, Zhang J, et al. Biodegradable smart face masks for machine learning-assisted chronic respiratory disease diagnosis. *ACS Sens*, 2022, 7: 3135–3143
- 19 Shan G C, Fan W J, Yin M. A highly sensitive piezoresistive sensor based on MXenes and PVB for better health monitoring service (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2020, 65: 3499–3501 [单光存, 范文静, 尹明. 基于MXene和多孔PVB的高灵敏压阻柔性传感器可用于健康监测. 科学通报, 2020, 65: 3499–3501]
- 20 Tuli S, Basumatary N, Gill S S, et al. HealthFog: An ensemble deep learning based smart healthcare system for automatic diagnosis of heart diseases in integrated IoT and fog computing environments. *Futur Gener Comp Syst*, 2020, 104: 187–200
- 21 Shen Y, Voisin M, Aliamiri A, et al. Ambulatory atrial fibrillation monitoring using wearable photoplethysmography with deep learning. In: *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. Anchorage: Association for

- Computing Machinery, 2019. 1909–1916
- 22 Zhang Q, Zeng X, Hu W, et al. A machine learning-empowered system for long-term motion-tolerant wearable monitoring of blood pressure and heart rate with ear-ECG/PPG. [IEEE Access](#), 2017, 5: 10547–10561
 - 23 Mei Z, Gu X, Chen H, et al. Automatic atrial fibrillation detection based on heart rate variability and spectral features. [IEEE Access](#), 2018, 6: 53566–53575
 - 24 Kwon S, Hong J, Choi E K, et al. Detection of atrial fibrillation using a ring-type wearable device (CardioTracker) and deep learning analysis of photoplethysmography signals: Prospective observational proof-of-concept study. [J Med Internet Res](#), 2020, 22: e16443
 - 25 Hannun A Y, Rajpurkar P, Haghpanahi M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. [Nat Med](#), 2019, 25: 65–69
 - 26 Delmastro F, Martino F D, Dolciotti C. Cognitive training and stress detection in MCI frail older people through wearable sensors and machine learning. [IEEE Access](#), 2020, 8: 65573–65590
 - 27 Akbulut F P, Ikitimur B, Akan A. Wearable sensor-based evaluation of psychosocial stress in patients with metabolic syndrome. [Artif Intell Med](#), 2020, 104: 101824
 - 28 Alvarez A, Severein E, Velasquez J, et al. Machine learning methods in the classification of the athletes dehydration. In: 2019 IEEE Fourth Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM). Guayaquil: IEEE, 2019. 1–5
 - 29 Shi H, Cao Y, Xie Z, et al. Multi-parameter photoelectric data fitting for microfluidic sweat colorimetric analysis. [Sens Actuat B-Chem](#), 2022, 372: 132644
 - 30 Shahub S, Upasham S, Ganguly A, et al. Machine learning guided electrochemical sensor for passive sweat cortisol detection. [Sens Bio-Sens Res](#), 2022, 38: 100527
 - 31 Kammarchedu V, Butler D, Ebrahimi A. A machine learning-based multimodal electrochemical analytical device based on eMoSx-LIG for multiplexed detection of tyrosine and uric acid in sweat and saliva. [Anal Chim Acta](#), 2022, 1232: 340447
 - 32 Ma Z, Meng B, Wang Z, et al. A triboelectric-piezoresistive hybrid sensor for precisely distinguishing transient processes in mechanical stimuli. [Nano Energy](#), 2020, 78: 105216
 - 33 Cai Y C, Huang W, Dong X C. Wearable and flexible electronic strain sensor (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2017, 62: 635–649 [蔡依晨, 黄维, 董晓臣. 可穿戴式柔性电子应变传感器. *科学通报*, 2017, 62: 635–649]
 - 34 Wu M, Pan M, Qiao C, et al. Ultra stretchable, tough, elastic and transparent hydrogel skins integrated with intelligent sensing functions enabled by machine learning algorithms. [Chem Eng J](#), 2022, 450: 138212
 - 35 Zhang H. Application of intelligent sensor network in the assessment of table tennis teaching and training intensity, training volume, and physical fitness. *J Sens*, 2022, 2022: 4553644
 - 36 Yang W K, Liu H, Liu C T, et al. Construction of skin-electrode mechanosensing structure for wearable and epidermal electronic sensor (in Chinese). *Chin Sci Bull*, 2022, 67: 569–571 [杨文科, 刘虎, 刘春太, 等. 基于皮肤-电极界面传感结构的可穿戴表皮电子传感器. *科学通报*, 2022, 67: 569–571]
 - 37 Wen L, Nie M, Chen P, et al. Wearable multimode sensor with a seamless integrated structure for recognition of different joint motion states with the assistance of a deep learning algorithm. *Microsyst Nanoeng*, 2022, 8: 24
 - 38 Zheng Y J, Wang W C, Chen Y Y, et al. Wearable and wireless performance evaluation system for sports science with an example in badminton. [Sci Rep](#), 2022, 12: 16855
 - 39 Wan C, Chen G, Fu Y, et al. An artificial sensory neuron with tactile perceptual learning. [Adv Mater](#), 2018, 30: 1801291
 - 40 Babangida A A. Flexible pressure sensors based on piezoresistive effect for human motion detection (in Chinese). Doctor Dissertation. Zhenjiang: Jiangsu University, 2022 [Babangida A A. 面向人体运动检测的压阻式柔性压力传感器研究. 镇江: 江苏大学, 2022]
 - 41 Liu W, Long Z, Yang G, et al. A self-powered wearable motion sensor for monitoring volleyball skill and building big sports data. [Biosensors](#), 2022, 12: 60
 - 42 Zhang Z, He T, Zhu M, et al. Deep learning-enabled triboelectric smart socks for IoT-based gait analysis and VR applications. [npj Flex Electron](#), 2020, 4: 29
 - 43 Chakraborty A, Mukherjee N. A deep-CNN based low-cost, multi-modal sensing system for efficient walking activity identification. *Multimed Tools Appl*, 2022, 82: 16741–16766
 - 44 Potluri S, Chandran A B, Diedrich C, et al. Machine learning based human gait segmentation with wearable sensor platform. In: 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Berlin: IEEE, 2019. 588–594
 - 45 Zhang H, Guo Y, Zanutto D. Accurate ambulatory gait analysis in walking and running using machine learning models. [IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng](#), 2020, 28: 191–202
 - 46 Yang L, Li C, Lu W, et al. High-precision wearable displacement sensing system for clinical diagnosis of anterior cruciate ligament tears. [ACS Nano](#), 2023, 17: 5686–5694

- 47 Jiang Y, An J, Liang F, et al. Knitted self-powered sensing textiles for machine learning-assisted sitting posture monitoring and correction. [Nano Res](#), 2022, 15: 8389–8397
- 48 Meisel C, El Atrache R, Jackson M, et al. Machine learning from wristband sensor data for wearable, noninvasive seizure forecasting. [Epilepsia](#), 2020, 61: 2653–2666
- 49 Resque P, Barros A, Rosario D, et al. An investigation of different machine learning approaches for epileptic seizure detection. In: 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC). Tangier: IEEE, 2019. 301–306
- 50 Regalia G, Onorati F, Lai M, et al. Multimodal wrist-worn devices for seizure detection and advancing research: Focus on the Empatica wristbands. [Epilepsy Res](#), 2019, 153: 79–82
- 51 Luo J, Li Y, He M, et al. Rehabilitation of total knee arthroplasty by integrating conjoint isometric myodynamia and real-time rotation sensing system. [Adv Sci](#), 2022, 9: 2105219
- 52 Wang Z, An J, Nie J, et al. A self-powered angle sensor at nanoradian-resolution for robotic arms and personalized medicare. [Adv Mater](#), 2020, 32: 2001466
- 53 Yang G, Deng J, Pang G, et al. An IoT-enabled stroke rehabilitation system based on smart wearable armband and machine learning. [IEEE J Transl Eng Health Med](#), 2018, 6: 2100510
- 54 Pu X, Guo H, Tang Q, et al. Rotation sensing and gesture control of a robot joint via triboelectric quantization sensor. [Nano Energy](#), 2018, 54: 453–460
- 55 Ji X, Zhao T, Zhao X, et al. Triboelectric nanogenerator based smart electronics via machine learning. [Adv Mater Technol](#), 2020, 5: 1900921
- 56 Kim K K, Ha I H, Kim M, et al. A deep-learned skin sensor decoding the epicentral human motions. [Nat Commun](#), 2020, 11: 2149
- 57 Liu H, Dong W, Li Y, et al. An epidermal sEMG tattoo-like patch as a new human-machine interface for patients with loss of voice. [Microsyst Nanoeng](#), 2020, 6: 16
- 58 Choi A, Chung K, Chung S P, et al. Advantage of vital sign monitoring using a wireless wearable device for predicting septic shock in febrile patients in the emergency department: A machine learning-based analysis. [Sensors](#), 2022, 22: 7054

Summary for “机器学习在可穿戴智能传感系统中的应用与进展”

Applications and progress of machine learning in wearable intelligent sensing systems

Wenjun Wang¹, Limin Zheng¹, Hongyu Cheng¹, Xiaowei Xu² & Bo Meng^{1*}

¹ Key Laboratory of Optoelectronic Devices and Systems of Ministry of Education and Guangdong Province, College of Physics and Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;

² Guangdong South China Key Laboratory of Structural Heart Disease, Guangdong Provincial People's Hospital (Guangdong Academy of Medical Sciences), Southern Medical University, Guangzhou 519041, China

* Corresponding author, E-mail: bomeng@szu.edu.cn

In recent years, a proliferation of wearable applications has been observed, fueled by the rapid development of sensor and integrated circuit manufacturing technology. This surge extends beyond a fleeting trend, signifying a substantial shift in our interaction with technology and our approach to data collection in daily life. Accompanying this shift, a key research focus has emerged on the integration of artificial intelligence and machine learning methods, aiming to augment and broaden the wearable systems' applications. Enabled by these methods, machine learning-assisted wearable intelligent sensing systems are not merely passive data collectors. Active monitoring and tracking of human activities and vital signs are conducted, unlocking considerable potential in human-computer interactions, digital health, and clinical diagnosis areas.

We have organized and summarized the recent advancements in wearable sensor devices, machine learning algorithms, and their collaborative roles in wearable sensing applications. The evolution of wearable devices is traced from simple fitness trackers to sophisticated devices capable of monitoring a wide spectrum of biological and physical parameters. Various types of wearable devices and the diverse sensors they incorporate are then classified. These sensors, empowered with advanced technologies, are designed to monitor an extensive array of human activities and vital signs, including heart rate, blood pressure, body temperature, and physical activities.

Furthermore, a thorough analysis is provided on the different categories of wearable devices, encompassing but not limited to smartwatches, fitness bands, smart clothing, and implantable devices. Each category's unique features and applications have been evolved, driven by both technological advancements and user needs.

We turn our attention to the crucial function of machine learning within the framework of wearable sensing systems. Renowned for their capabilities to adapt from data and foresee results, machine learning algorithms are utilized to sift through data collected by wearable technology, unlocking valuable insights in the process. This portion of the review provides an in-depth examination of different machine learning paradigms: Supervised, unsupervised, reinforcement, and deep learning, and elucidates their tailored applications in wearable sensing systems for identifying activities, monitoring health, and detecting anomalies.

Additionally, the challenges faced by machine learning-assisted wearable sensing systems are addressed. These challenges span data privacy and security, energy efficiency, and the need for robust and reliable algorithms. Emphasis is placed on areas requiring improvement and further research, including enhancing the accuracy and reliability of sensors and developing energy-efficient algorithms.

In conclusion, potential solutions and future directions are proposed for the development of machine learning-assisted wearable sensing systems, with an emphasis on the need for continued innovation and research in this field.

intelligent sensing, wearable system, machine learning, flexible electronics

doi: [10.1360/TB-2023-0636](https://doi.org/10.1360/TB-2023-0636)