



# 柔性可穿戴传感与智能识别技术研究进展

晚春雪<sup>1†</sup>, 吴子悦<sup>1†</sup>, 黄显<sup>1,2\*</sup>

1. 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072

2. 钱塘科技创新中心, 杭州 311202

†同等贡献

\*通讯作者, E-mail: [huangxian@tju.edu.cn](mailto:huangxian@tju.edu.cn)

收稿日期: 2022-08-01; 接受日期: 2022-09-29; 网络版发表日期: 2022-10-08

国家自然科学基金委创新研究群体项目(编号: 52121002)和浙江省科技厅浙江省重点研发项目(编号: 2021C05007-2)资助

**摘要** 柔性可穿戴传感器件能与人体稳定集成, 具有多生理参数和运动参数连续动态测量能力, 可在健康监测、运动监控、精准医疗、人机交互等领域发挥重要作用. 柔性可穿戴传感器件与人工智能技术的结合, 充分展示了利用连续动态多参数信号测量的进行疾病、动作、语音等判定与识别的优势. 本文通过介绍柔性可穿戴器件在物理信号、化学信号和图像信号传感中应用, 从硬件平台 and 数据处理分析技术两方面介绍了柔性可穿戴器件与人工智能结合的方法和进展, 展示了基于柔性可穿戴传感系统的智能识别技术, 分析了柔性可穿戴传感与智能识别技术在柔性化集成、数据传输、能源供应等方面面临的诸多挑战, 并对未来发展趋势进行了展望.

**关键词** 柔性电子技术, 可穿戴器件, 人工智能, 精准医疗, 健康监测, 研究进展

## 1 引言

以智能手表、电子手环、动态心电监护仪、智能纺织品和智能手套等为代表的可穿戴设备在疾病诊断、健康监测、康复治疗、人机交互和互动娱乐等领域获得了广泛的应用. 据统计, 2019年, 这类可穿戴电子设备的销售额已超过500亿美元, 并预计在2023年将突破1000亿美元, 显示了它们巨大的商业前景<sup>[1]</sup>. 这些可穿戴设备搭配了各种心电、肌电、血氧、加速度、角度传感单元, 通过与各种类型的算法相结合, 实现了对于人体健康状况、睡眠状态、运动效果和动作姿态的判别. 这些可穿戴设备大多具有刚性的形态, 在保障坚固耐用的同时, 也暴露出与柔软的皮肤组织不兼容,

无法顺应皮肤表面形态, 与皮肤接触不紧密等问题. 由于需要采用腕带、胸带等额外的固定装置, 导致皮肤组织长期受到这些装置的束缚. 这些固定方式并不能保障可穿戴设备与皮肤不产生相对位移, 降低了生理参数测量的重复性. 相比而言, 柔软轻薄具有可延展结构的柔性可穿戴电子器件可跟随皮肤共同运动, 可通过直接附着的方式实现与皮肤的共形紧密接触, 在长期生命体征监测中表现出了优异的重复性<sup>[2]</sup>. 目前, 柔性电子器件已经实现包括温度、心率、心电、皮肤电阻抗等物理量和代谢物、电解质与生物分子等化学物质的测量, 同时还可以通过超声、X射线成像等方式实现经皮跨组织的图像信号检测.

柔性电子技术是一种与众多技术兼容, 具有高度

引用格式: Wan C, Wu Z, Huang X. Research progress in flexible wearable sensing and intelligent recognition techniques. *Sci Sin Chim*, 2022, 52: 1913–1924, doi: 10.1360/SSC-2022-0164



传感器实现了 $V_1\sim V_6$ 导联心电图的采集, 展现了一种大面积传感器件的可靠加工方式, 但其肢端导联的集成方式还需优化. Dai等<sup>[12]</sup>开发了一种模块化设计的心电信号传感系统, 电路通过柔性磁电复合接口与传感器连接, 实现了运动和睡眠状态下的ECG监测. 展示了自对准和自组装可逆连接方式, 为传感器的柔性集成提供了新思路(图3b). 这些单参数测量系统展示了长期电生理信号测量的能力, 为基于这些系统的人工智能疾病识别提供了硬件保障.

多参数同步测量能够更全面更综合地对疾病进行判别, 从而使人工智能算法有更多元的特征数据输入. Rogers等<sup>[13]</sup>展示了一种基于电磁感应原理的无线传感器, 可连续测量脚跟、踝、膝、肘、肩胛骨等部位的温度与压力, 该传感器可用于预防偏瘫等卧床患者因压力损伤而导致的病情恶化. 在该系统中进一步集成血氧、生物电信号等多种传感器可以对患者状态全面评估, 帮助医生制订诊疗和护理方案. Xu等<sup>[14]</sup>开发了一种基于摩擦电纳米发电机的自供电脉冲传感器, 实现了对来自不同动脉的脉搏波的精确检测, 通过整合分布在不同部位的传感器, 提出了一种无创多指标心血管监测的新策略. Jin等<sup>[15]</sup>开发了一种低成本的柔性多功能传感器, 较长的碳纤维束(Carbon Fiber Beam, CFB)用于温度传感, 而两个CFB的交叉结用于压力传感. 将四个柔性传感器固定在颈部、胸部、腋窝和指尖等身体部位, 同时监测体温、血压、心率和呼吸频率, 以确定运动、兴奋、疲倦、愤怒和恐惧的身体状态, 展现了柔性可穿戴器件在情绪监测中的潜在应用. Niu等<sup>[16]</sup>开发了一个基于射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)的人体区域传感器网络系统, 该系统包含多组可拉伸的类皮肤传感器和与服装集成的柔性读出电路节点. 类皮肤传感器不含芯片和电池等刚性组件, 在50%的应变下仍保持完整功能. 该系统可连续监测和分析脉搏、呼吸和身体运动等人体信号, 可用于个人健康的实时生理和临床研究. 这些电子器件具有同步多参数测量能力, 有助于全面解析复杂疾病机理, 能准确捕捉传统可穿戴设备难以获得的微小致病因素和表象, 为人工智能技术提供多元数据输入, 有助于提升判别的准确率.

## 2.2 用于化学信号传感的柔性可穿戴系统

除物理量测量外, 可穿戴传感系统还可以对汗

液、唾液、间质液和眼泪等体液中含有的化学和生物标志物进行测量. 可穿戴传感器通常基于电化学或光学等原理进行检测(图2). 电化学传感技术因其样品量要求少、响应时间较短、制备简单灵活和易于小型化等特点被广泛应用于在体化学和生物标志物监测. 例如, Kim等<sup>[17]</sup>开发了用于眼内葡萄糖和眼压监测的多功能隐形眼镜传感器. 通过将石墨烯转移到银纳米线(Silver Nanowire, AgNW)网络上制备透明的可拉伸导电材料, 形成以石墨烯为栅极的场效应晶体管结构. 葡萄糖氧化酶(Glucose Oxidase, GOD)催化葡萄糖氧化成葡萄糖酸, 并将水还原成过氧化氢. 过氧化氢被氧化产生氧气、质子和电子, 使沟道中电荷载流子的浓度增加, 因此漏极电流随葡萄糖浓度的增高而增大. 在石墨烯和银纳米线自感螺旋结构中夹入Ecoflex薄膜, 眼压升高时角膜曲率半径增加, 电介质减薄导致电容增加, 同时螺旋线圈产生双轴横向膨胀使电感增加. 因此, 眼压增高时螺旋天线的特征频率降低. 该传感器可建模为由石墨烯通道的电阻(Resistance,  $R$ )、石墨烯-AgNW混合材料制成的天线线圈的电感(Inductance,  $L$ )和石墨烯-AgNW的电容(Capacitance,  $C$ )成的RLC电路, 其中用于葡萄糖检测的 $R$ 影响反射系数而 $L$ 和 $C$ 影响特征频率, 具有潜在的多路复用功能. 但尚未实现两种参数的同时在体监测. Gao等<sup>[18]</sup>展示了用于多路复用原位汗液分析的完全集成传感器阵列, 通过将GOD和乳酸氧化酶固定在壳聚糖可渗透膜内形成工作电极, 以Ag/AgCl电极作为两个传感器的公用参比电极和对电极, 并以普鲁士蓝为电介质降低还原电

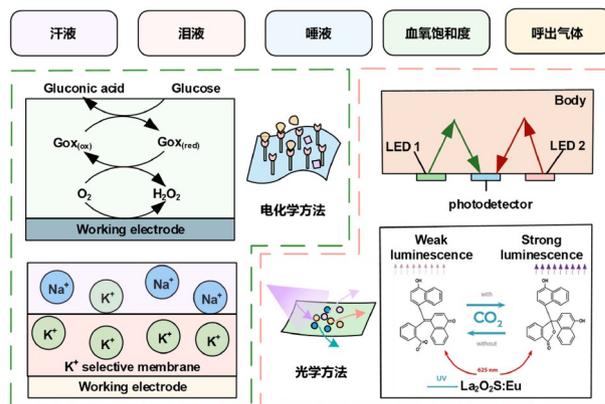


图2 化学信号传感的典型应用和原理<sup>[22]</sup> (网络版彩图)

Figure 2 Typical applications and principles of chemical signal sensing [22] (color online).

位。使用离子选择性电极作为钠离子和钾离子传感器的工作电极,以聚乙烯醇缩丁醛(Polyvinyl Butyral Resin, PVB)涂层为参比电极,使用PEDOT:PSS作为离子选择性电极中的离子-电子转换介质,并在PVB参比膜中掺杂碳纳米管以获得稳定的电位传感器并减少电压漂移。该阵列可以选择性检测葡萄糖、乳酸盐等代谢物和电解质,但是随着温度的升高,葡萄糖和乳酸传感器的读数逐渐高出待测物的实际浓度,这可能是由于温度对酶的催化活性和普鲁士蓝介质的电子传递效率的影响。使用Cr/Au金属微丝制备温度传感器,并用Parylene作为封装,通过测量皮肤温度实现了传感器响应的校准。然而,在不同个体或不同部位佩戴传感器测量的各物质浓度存在较大差异,传感器的通用性和校准方法还需进一步研究。Kim等<sup>[19]</sup>将尿酸酶改性的丝网印刷电极系统集成到护齿器上,实现了唾液尿酸水平的无创实时监测。尿酸在尿酸酶的催化下与水 and 氧气反应生成尿囊素和过氧化氢,通过测量过氧化氢的还原反应确定尿酸含量。该传感器在唾液测量中具有良好的灵敏度和线性度,校准曲线的斜率为 $1.08 \mu\text{A mM}^{-1}$ ,相关系数 $R^2$ 约为0.999。该传感器可用于急性痛风,糖尿病和运动诱导的氧化应激的辅助诊断和治疗,但其潜在的毒性和生物相容性仍需进一步研究。Ara-kawa等<sup>[20]</sup>在基于GOD的传感器上制备醋酸纤维素膜为干扰排斥膜,并将传感器集成在护齿器上实现了唾液中葡萄糖含量的监测(图3c),可在 $1.75 \mu\text{mol L}^{-1}$ 到 $1000 \mu\text{mol L}^{-1}$ 范围内量化葡萄糖浓度,并以97.1%的信噪比抑制抗坏血酸和尿酸的影响。

光学传感技术也常应用于在体化学和生物标志物监测。例如, Kim等<sup>[21]</sup>等展示了一种基于近场通信技术(Near Field Communication, NFC)的毫米级无电池的光电系统,LED发射的红光和红外光可以从组织中反向散射或通过组织传输,再被中间位置的光电探测器检测,以测量血红蛋白浓度的脉动变化,进而获取光电容积脉搏图并实时监测血氧和心率,该系统由于极小的体积可佩戴在身体任意位置并避免运动干扰(图3d)。Escobedo等<sup>[22]</sup>研发了基于NFC和光化学传感器的智能口罩,实现了呼出气体中 $\text{CO}_2$ 气体的监测(图3e)。紫外LED发射325 nm光激发 $\text{La}_2\text{O}_2\text{S:Eu}$ 发射625 nm橙红色光,而由于疏水性四甲基氢氧化铵的存在,去质子化的 $\alpha$ -萘酚酞吸收光谱与 $\text{La}_2\text{O}_2\text{S:Eu}$ 的发射光谱高度重叠,导致荧光强度减弱。当 $\text{CO}_2$ 气体存在时,pH指示剂被质

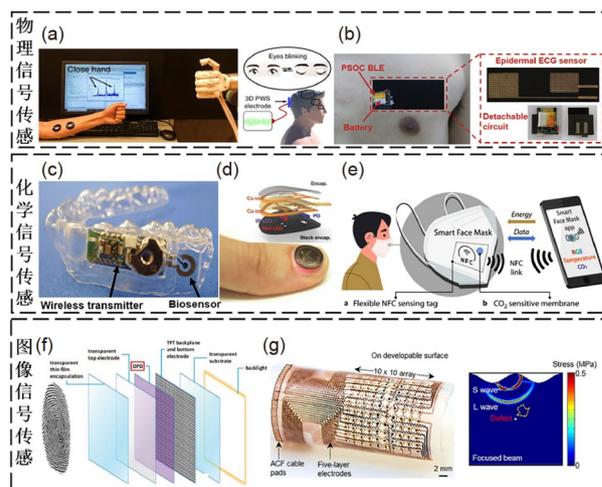


图3 柔性可穿戴器件在物理信号、化学信号和图像信号传感中的应用。(a)基于自粘性电极的ECG、EMG和EEG传感器<sup>[10]</sup>;(b)包含柔性磁电复合接口的皮肤生理电测量系统<sup>[12]</sup>;(c)柔性唾液葡萄糖含量监测系统<sup>[20]</sup>;(d)脉搏、血氧和心率实时监测系统<sup>[21]</sup>;(e)用于呼出气体中 $\text{CO}_2$ 含量监测的智能口罩<sup>[22]</sup>;(f)用于掌纹和指纹成像的大面积异质结有机光电二极管阵列<sup>[29]</sup>;(g)可在复杂表面上成像的柔性超声探头<sup>[33]</sup>(网络版彩图)

Figure 3 Applications of flexible wearable devices in physical signal, chemical signal, and image signal sensing. (a) ECG, EMG, and EEG sensors based on self-adhesive electrodes [10]; (b) physiological electrical measurement system containing a flexible magnetoelectric composite interface [12]; (c) a saliva glucose content monitoring system [20]; (d) a flexible blood oxygen and heart rate monitoring system [21]; (e) a smart mask with a  $\text{CO}_2$  monitoring function [22]; (f) a large-area heterojunction organic photodiode array for palmprint and fingerprint imaging [29]; (g) a flexible ultrasound probe for imaging on complex surfaces [33] (color online).

子化,减少其碱性形态造成的荧光衰减,荧光强度增加。传感器 $\text{CO}_2$ 浓度分辨率可达到103 ppm, $\text{CO}_2$ 响应时间低于1秒,可实现8小时的持续监测。该系统可用于临床前研究、慢性阻塞性肺病等疾病的预后和诊断,并可预防呼吸性碱中毒的发生。与物理量的快速变化和高采样率的需求不同,人体化学量变化相对缓慢,对柔性传感器采样率的需求也较低,为降低能耗保障工作时长,可将采样间隔设置为分钟级。由于物理量和化学量在数据量上的区别,应用要求输入数据长度统一的人工智能算法时,可进行特征提取、数据融合等操作以实现输入数据的长度一致。

### 2.3 用于图像信号传感的柔性可穿戴系统

近年来,除了时间序列的信号外,柔性可穿戴器件也实现了基于光电二极管、X射线等的静态成像技

术<sup>[23]</sup>, 以及基于光电脉冲描记、电阻抗成像和超声等技术的血氧水平<sup>[24]</sup>、呼吸功能<sup>[25]</sup>和血液流动<sup>[26]</sup>等动态成像技术<sup>[27]</sup>. Yokota等<sup>[28]</sup>结合多晶硅薄膜晶体管电路和有机光电二极管, 制备了分辨率为每英寸508 dpi, 速度为每秒41 fps, 总厚度仅为15  $\mu\text{m}$ 的光电探测器. 可通过与皮肤的软接触获得指纹和静脉图像等静态生物特征信号. Tordera等<sup>[29]</sup>展示了大面积异质结有机光电二极管阵列, 研发了能够在反射中成像的高质量光学指纹扫描仪, 可实现在环境光下的掌纹和指纹成像(图3f). 图像的质量随着探测目标到探测器距离的增加而降低, 而器件表面的封装不可或缺, 通过人工智能算法进行图像增强有助于解决这一问题. 新型闪烁体材料的发展使X射线柔性成像传感技术得到突破, 能够实现在柔性基底上大面积制备, 且具有发光效率高、成本低等特点, 可对弯曲或不规则形状的3D物体进行高分辨率X射线成像. 例如, Büchele等<sup>[30]</sup>将掺铽的钆氧硫化物闪烁体颗粒混合到有机光电探测器基质中, 制备了256 $\times$ 256像素的高分辨率X射线图像传感器. Ou等<sup>[31]</sup>合成了一类含镧系元素的纳米晶闪烁体, 被照射后可诱导超过30天的持续放射发光. 通过将这种闪烁体嵌入硅酮聚合物中制备了一种用于高分辨率3D射线照相的柔性X射线探测器, 并提出了一种称为X射线发光扩展成像(Xr-LEI)的新技术. 将柔性探测器包裹在要成像的3D物体上, 用X射线照射后将探测器取下并加热, X射线潜像将迅速转换为荧光图像, 最后可以简单地使用数码相机或智能手机进行记录. Gan等<sup>[32]</sup>制备了一种使用溴代生色团和丙烯酸共聚的非晶态高聚物且具备良好的成膜能力, 这种透明且柔韧的聚合物薄膜能够作为大面积柔性X射线探测器并表现出高效的X射线响应能力和高达51.4%的磷光量子产率. 在此基础上有希望开发新型的可穿戴X射线探测器, 实现以患者为中心的X射线检查, 为神经网络图像处理方面的研究提供更多数据.

Jose等<sup>[25]</sup>在纺织品基材上通过印刷技术制造二维电阻抗断层扫描成像传感器, 用于前臂横截面和胸部的电阻抗断层扫描成像. 增加电极数量可以提高图像分辨率, 但会增长测量时间、增大图像重建和分析算法的复杂度. Hu等<sup>[33]</sup>开发了基于压电传感器阵列的柔性超声探头, 该器件由移印工艺制备, 通过多层岛桥结构实现了100个元件的高度集成. 可在平面、凹面和凸面上以高空间分辨率重建3D空间中的缺陷, 对于在人

体等复杂表面成像的医学诊疗具有潜在应用价值(图3g). Wang等<sup>[34]</sup>展示了超声相控阵列的开发和测试, 用于监测皮下14 cm组织的血流动力学信号, 该设备可用于监测心脏组织的多普勒频谱、记录中心血流波形并实时估计脑血供. 该器件具有高信噪比和高分辨率使其具有检测红细胞等微尺度物体的能力, 如果与人工智能技术结合, 有助于实现脑血液循环实时监测和心血管疾病的实时预警. Park等<sup>[35]</sup>开发了一种基于水凝胶弹性聚合物的可修复仿生皮肤, 通过电阻抗成像技术可以实现按压压力的识别, 检测从轻振动触摸到强深压的多点接触. 然而, 该系统无法区分拉伸、压痕等变形, 或许需要通过引入各向异性导电材料或使用变形仿真的结果来增强人工智能算法. 通过人工智能技术进行图像增强和识别, 是人工智能技术最早和研究最为系统的方向. 因此基于电子器件所获得的图像可采用大量的成熟的算法进行处理和判别.

### 3 柔性可穿戴传感系统的软硬件构成

具有多物理量、多化学量和图像传感能力的柔性可穿戴系统能够对大范围人群进行多参数、长时程监测, 产生庞大的生理、生化和图像数据集. 而人工智能技术能够高效地处理高维和非线性数据, 挖掘大型数据集的有效信息, 对输入信息进行分类或预测, 实现从经验中学习以提高预测准确性. 常见的柔性可穿戴系统与人工智能结合的方式主要有基于远程终端的多维信号人工智能判别系统和基于本地芯片的人工智能传感与数据分析系统等. 然而在实际应用中, 人工智能技术与柔性可穿戴系统的结合还面临很多硬件与软件上的挑战. 首先, 柔性可穿戴系统具有轻薄适形、高密度集成等特点, 人工智能算法无论在本地还是在云端运行, 都需要解决芯片的柔性化集成、数据的可靠无线传输、能源的持续供应以及算法的优化等诸多难题. 此外, 在传统可穿戴设备和其它场景下构建的人工智能算法也不能简单地移植到柔性可穿戴系统中, 需要在判别类型、功耗、延迟等方面进行诸多优化.

#### 3.1 柔性可穿戴传感系统的硬件

一些常见的可穿戴传感与数据分析系统将传感部分和数据分析部分相分离, 在传感电路中集成数据存储和发送功能, 测量结束后数据将被传输至智能手机

等外部终端进行分析。这种结合方式降低了系统的复杂性、减轻了传感部分电源的负担, 甚至可以利用智能手机的网络通信功能, 将采集到的生理信号发送到远程云服务器上再执行分类、预测等大量计算<sup>[36]</sup>, 带来更详细的分析和诊断, 是一种相对有效的实现方式, 但这种方式牺牲了数据的实时性, 容易受信号传输条件和外部终端的工作状态限制, 无法满足在突发异常时进行及时监测和反馈的需求。例如, Mahmood等<sup>[37]</sup>研发了一套集成柔性纳米膜电极和可穿戴电路的眼睑痉挛监测系统。该系统将采集的眼轮匝肌的肌电信号无线传输到基于Android的平板电脑上, 再应用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)对眼睑痉挛相关的关键病理症状进行自动分类。该系统展示了单通道的肌电信号通过与人工智能算法结合形成定量数据, 提高传统主观诊断的准确率。然而单通道的肌电信号容易受到非特异性肌肉运动的干扰, 开发多通道的电生理信号传感系统可能有助于干扰的补偿。在多通道生理信号数据分析中应用人工智能算法, 可以利用其在大量数据中发掘更深层次信息的优势。Phan等<sup>[38]</sup>展示了用于远程医疗的多模态传感器贴片, 通过低功耗蓝牙(Bluetooth Low Energy, BLE)模块将采集的心电图、体温、GPS、身体运动、血压等传感器数据上传到云服务器, 形成一套物联网, 并建立了基于一维卷积神经网络(1D-CNN)和单通道心电信号的连续血压估计模型。该研究展示了使用人工智能算法从易于获取的生理参数中估计出难以实时监测生理参数的范例, 具有较高的应用价值。虽然将压缩传感算法集成到电路中可减少无线传输的数据量和功耗<sup>[39,40]</sup>, 但依赖云端计算的生理信号监测系统仍在能源消耗、响应时间、数据存储、通信带宽和安全性等方面存在问题<sup>[41,42]</sup>。

基于本地芯片的人工智能传感则是将支持人工智能算法的芯片集成在电路中, 可以在本地进行数据分析和处理, 规避大量数据的传输过程。Xu等<sup>[43]</sup>开发了一种具有超宽线性工作范围的柔性多通道压力传感系统, 实现了脉搏、肌肉运动和足底压力等生理信号的监测。并演示了通过采集膝关节运动信号, 配合在电路中集成的STM32微控制器中运行的全卷积神经网络(Fully Convolutional Network, FCN)算法, 准确识别膝关节姿势, 可为骨科术后康复诊疗提供帮助。

然而柔性可穿戴健康监测设备的轻薄性约束了处

理器和电池的大小, 在应用复杂算法时, 低功耗单片机处理器则无法进行数据计算, 因此提升单位能耗下的本地计算能力非常重要。Scrugli等<sup>[44]</sup>在电路上集成ARM Cortex-M4低功耗微控制单元(Microcontroller, MCU)利用基于CNN的数据分析对ECG波形进行分类, 仅在ECG异常时与网关通信, 从而节省了与传输相关的能耗。Xiao等<sup>[45]</sup>提出了一种可用于MCU MSP432的超轻量级端到端心电图分类神经网络(Ultra-lightweight end-to-end ECG Classification Neural Network, ULECGNet), 在保持高分类准确性的同时降低了神经网络的计算复杂性。Moin等<sup>[46]</sup>开发了基于片上系统现场可编程逻辑门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)的可穿戴高密度sEMG生物传感系统, 该系统使用以大量计算操作执行复杂任务的超维计算来实现传感器内低能耗的自适应学习和手势实时分类。一些小尺寸、低能耗的专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit, ASIC)也被用于可穿戴设备的本地数据处理。例如, Zhao等<sup>[47]</sup>开发了集成ASIC的可穿戴ECG传感器, 并建立了连续时间离散振幅事件驱动的特异性人工神经网络心律失常分类器。Janveja等<sup>[48]</sup>采用CMOS技术并使用Synopsys IC编译器进行布局和布线, 开发了基于深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)的心律失常分类器。在对ECG进行R峰识别和切割等简单预处理后, 使用完整的ECG节拍作为DNN的输入, 实现了心律失常的有效预测。在硬件上, 完全集成的柔性可穿戴系统不仅包含多参数传感器与数据处理芯片, 还包含无线通信和能源供应模块<sup>[49]</sup>。在无线通信方面, NFC等近场射频通信技术可以通过无源芯片器件的形式实现, 但是依赖放置在附近的天线读出数据, 对通信距离有严格限制。BLE技术可以实现相对快速较远距离的数据传输, 但电路实现相对复杂, 且需要额外的编程考虑以降低功耗。在电源方面, 虽然柔性电源和电源管理领域已经取得了重大进展<sup>[50,51]</sup>, 但柔性能量收集器件通常需要光照、身体运动或生物流体等稳定的能量来源, 柔性储能器件仍然无法长期稳定运行, 电源供应仍然是柔性可穿戴电子系统的瓶颈。在集成策略方面, 由于柔性半导体电路的性能参数与传统刚性芯片还有一定差距, 将成熟的半导体芯片通过非均匀模量的柔性基底<sup>[52,53]</sup>、岛桥构型<sup>[54,55]</sup>等特殊结构设计和本征可拉伸、自焊接材料<sup>[56]</sup>实现应变隔离以集成在柔性电路中是较低成本与较高

稳定性的选择. 然而这些策略仍然受到残余应变、有限应变的制约, 并且会在一定程度上增大系统的尺寸<sup>[57]</sup>.

### 3.2 柔性可穿戴传感系统测量数据的处理方法

得益于柔性电子器件材料和制造工艺的发展, 可穿戴器件的形式趋向于多通道、多模态和长期检测. 面对大量长时程动态检测数据, 依靠传统人工标记的方式难以满足快速分析诊断的需求, 而用于生理信号识别的人工智能算法能够从大量原始数据中提取有效信息, 在一定程度上为用户提供便利.

由于可穿戴系统动态测量数据受环境、运动等干扰明显, 因此数据预处理是在进行数据分析和后续人工智能算法判别中不可忽视的一步. 其主要目的是通过整合、清理与变换等操作将数据中出现的噪声、无效值、空白数据、超量程等与目标数据无关的内容进行修正, 以提高后续数据分析准确度. 基础的数据预处理通常包括滤波、归一化和数据分割等. 例如, 对于柔性可穿戴设备采集的EMG信号, 有效频谱通常为20~500 Hz, 选择合适的带通与陷波等滤波器可以辅助消除低频漂移、心电信号中的工频干扰<sup>[58,59]</sup>. 归一化可将不同模态的传感信号映射到相同的尺度范围, 可以加速模型的训练过程<sup>[60,61]</sup>. 窗口分割用于将连续数据分割成基本的分析单元, 为了保持数据的连续性, 分段窗口可以在时间序列数据上滑动重叠<sup>[62]</sup>. 更进一步的数据预处理需要根据后续选择的算法, 进行离散化、数据分割、特征提取、加标签等操作.

特征提取对于传统的模式识别至关重要, 其目的是实现原始数据的降维或重新组合原始特征使样本集具有更好的可分性. 对输入数据尤其是多生理参数数据降维会显著减少系统的计算时间, 降低可穿戴系统的功耗或数据传输时间<sup>[63]</sup>. 提取的特征通常涵盖时域、频域或两者组合的特征, 特征提取算法的优劣会影响系统的最终识别效果. 在很多问题中往往不容易提取出合适的特征, 需要根据具体场景选择特征提取算法. 基于特征识别的机器学习方法通常包括线性判别分析、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、随机森林、多层感知器、朴素贝叶斯分类器、决策树、隐马尔可夫模型和K-最近邻等<sup>[64,65]</sup>.

深度学习技术可以通过训练端到端的神经网络来

提取更高层次和更有意义的特征, 实现从原始信号直接到结果的映射, 相比于提取有限特征进行分类, 能够更准确地利用到原始信号中的有效信息, 实现更精确的分类. 其在处理高维和非线性数据方面具有独特的优势, 可以发现大型数据集中错综复杂的结构, 适合应用于图像处理、语音识别、人类活动和疾病诊断等领域. 经典的深度学习算法包括堆叠自动编码器、深度玻尔兹曼机、深度置信网络、CNN和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)等<sup>[66,67]</sup>. 其中, CNN适用于分析图像数据, RNN更适用于对连续信号实时判别<sup>[68]</sup>.

## 4 柔性可穿戴传感系统中的智能识别技术

柔性可穿戴器件结合人工智能, 已经在疾病诊断、健康监测、运动管理和情绪监测等领域取得了丰富的成果. 例如, 在疾病诊断和健康监测领域, 可穿戴器件能够长期连续地对各项人体生理参数、环境变化和动作行为等进行测量, 这使心脏病和癫痫等突发性、短时性疾病或跌倒等突发状况的实时监测和判断预警成为可能. Lonini等<sup>[69]</sup>使用随机森林和CNN分析EMG和加速度数据, 通过行动迟缓和运动障碍的程度来区分帕金森病患者, 展现了人工智能技术与柔性可穿戴器件在帕金森疾病诊断和护理中的潜在用途. Kaisti等<sup>[70]</sup>开发了基于微机电压力传感器阵列的柔性可穿戴腕带, 使用K均值聚类方法根据时频数据区分了房颤信号和窦性心律. Dong等<sup>[71]</sup>制备了基于乙炔炭黑和PDMS的柔性全集成心电贴片, 采用离散小波变换和SVM算法实现了分类准确率高达98.7%心律失常检测, 展示了人工智能算法结合柔性可穿戴器件在心脏疾病监测中的可行性.

突发性、短时性疾病或状况的实时监测和预警要求人工智能算法具有高准确性和快速响应性. Ravi等<sup>[72]</sup>结合了深度学习方法中的浅层特征和学习特征用于惯性等时间序列人类活动数据集的分类. 为评估所提出的方法在智能手机或微型可穿戴设备上实现信号的实时性, 将算法部署在两种智能手机和Intel Edison平台上, 并测量到其对10秒数据段执行分类的时间消耗分别为53.8, 125.2和198.8毫秒. 虽然在嵌入式平台上的计算时间明显较长, 但无需考虑数据传输的可靠性. Gao等<sup>[73]</sup>展示了用于测量语音过程中声带振动

表 1 电路设计硬件与人工智能的结合

Table 1 Examples of the combination of circuit hardware and artificial intelligence

实现方式	作者	输入数据	计算设备	算法	检测信息
基于远程终端	Mahmood等 <sup>[37]</sup>	眼轮匝肌的肌电信号	基于Android的平板电脑	CNN	眼睑痉挛
	Phan等 <sup>[38]</sup>	心电图、体温、GPS、身体运动、血压等	云端服务器	1D-CNN	血压估计
基于本地芯片	Xu等 <sup>[43]</sup>	膝关节运动	STM32 MCU	FCN	识别膝关节姿势
	Scrugli等 <sup>[44]</sup>	ECG波形	ARM Cortex-M4 MCU	CNN	识别心电图中的异常节律
	Xiao等 <sup>[45]</sup>	ECG波形	MSP432 MCU	ULECGNet	识别心电图中的异常节律
	Moin等 <sup>[46]</sup>	sEMG	FPGA	超维计算	手势实时分类
	Zhao等 <sup>[47]</sup>	ECG	ASIC	特异性人工神经网络	心律失常分类
	Janveja等 <sup>[48]</sup>	ECG	ASIC	DNN	心律失常的预测

的可穿戴式柔性传感系统, 采用全连接神经网络、长短期记忆、双向长短期记忆和卷积递归神经网络四种语音增强算法来增强传感器信号. 在网络状态良好的情况下, 本地计算每增强2.5秒周期的信号至少需要0.2秒, 而云端计算时间消耗低于0.01秒. 该研究证明人工智能语音增强算法和全集成柔性可穿戴系统结合的可行性, 然而人工智能算法在嵌入式系统上的响应速度仍需进一步提升.

可穿戴传感器件能够集成多种传感功能, 测量人体的多种生理参数或行为习惯, 这不仅要求与可穿戴电子器件结合的人工智能算法具有回归、分类的功能, 还要求其可以实现多传感参数的融合. 例如, Zhou等<sup>[74]</sup>开发了基于模拟摩擦起电和静电感应的多通道手语翻译系统, 将采集信号通过蓝牙发送到云端后, 应用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和SVM实现了660个手语手势的识别, 识别率高达98.63%且识别时间短于1秒, 该系统也可用于面部表情和肢体动作监测, 展示了多参数融合传感与人工智能结合的可行性. Wang等<sup>[75]</sup>设计了一种受生物启发的数据融合架构, 通过将视觉数据与基于单壁碳纳米管的应变传感器的手势数据集成来执行人体手势识别. 该架构先使用CNN进行视觉处理, 然后通过稀疏神经网络在特征级别进行传感器数据融合和识别. 多传感参数的特征融合对基于特征提取的模式识别方法具有挑战性, 因为特征提取算法的优劣会影响系统的最终识别效果, 而在参数复杂的问题中往往不容易提取出合适的特征, 需要根据识别目的选择具体的算法. 在这方面, 可实现从原始信号直接到结果映射的基于人

工神经网络的算法具有先天的优越性.

批量生产的可穿戴器件可实现大范围人群的不间断监测, 阵列式排列的可穿戴器件更容易实现精细的传感. 这些庞大的信号数据集要求与可穿戴器件结合的人工智能技术具有处理和分析大量数据的能力. 例如, Wan等<sup>[76]</sup>开发了一种模块化的十二导联柔性心电图传感系统, 实现了多导联心电图和三轴加速度的长时程监测, 并使用CNN通过21条多导联心电图信号进行心律失常的分类判别. 该系统可通过丝网印刷技术批量制造并应用于大规模人口健康监测. 然而, 还应引入更多心血管疾病患者的数据优化其中的人工智能算法. 高分辨率、大面积的柔性可穿戴电子器件结合人工智能技术可以识别更丰富的生理或环境信息. Sundaram等<sup>[77]</sup>将基于压阻薄膜的触觉传感器阵列集成在针织手套上, 通过该阵列中的548个传感单元记录了具有135000 fps的大规模触觉数据集, 使用CNN识别单个物体并估计重量, 探索在抓取物体时出现的典型触觉模式. Chun等<sup>[78]</sup>展示了一种基于层压的高密度压阻电极阵列和摩擦纳米发电机的柔性神经触觉传感系统, 可以模拟人体皮肤灵敏地检测压力和振动. 通过快速傅里叶变换分析传感器输出的瞬间电信号可以识别粗糙表面上的周期性信息, 而结合CNN可实现对12种具有复杂图案的织物进行分类并达到99.1%的准确率. 高密度传感阵列可以实现大规模数据的收集, 但是传感单元间的串扰和刺激的定位问题难以解决.

基于柔性可穿戴器件的人工智能技术虽然已经在响应速度、多参数融合和数据降维等方面实现了一定的突破, 但是仍然面临诸多挑战. 首先, 人工智能算法

表2 可穿戴传感器件与人工智能的结合

Table 2 Examples of the combination of wearable sensing devices and artificial intelligence

人工智能种类	作者	输入数据	算法	实现结果
特征识别	Dong等 <sup>[71]</sup>	心电	离散小波变换、SVM	分类准确率高达98.7%心律失常检测
深度学习	Ravi等 <sup>[72]</sup>	惯性等时间序列人类活动数据集	浅层特征和学习特征	在两种智能手机和Intel Edison平台上, 并测量到其对10秒数据段执行分类的时间消耗分别为53.8, 125.2和198.8毫秒
深度学习	Gao等 <sup>[73]</sup>	可穿戴式柔性传感系统采集的声带的振动	全连接神经网络、长短期记忆、双向长短期记忆和卷积递归神经网络	证明人工智能语音增强算法和全集成柔性可穿戴系统结合的可行性
特征识别	Zhou等 <sup>[74]</sup>	基于模拟摩擦起电和静电感应的多通道手势	PCA和SVM	实现了660个手语手势的识别, 识别率高达98.63%且识别时间短于1秒
深度学习	Wang等 <sup>[75]</sup>	视觉数据与基于单壁碳纳米管的应变传感器的手势数据	CNN、稀疏神经网络	特征级别进行传感器数据融合, 进行人体手势识别
深度学习	Wan等 <sup>[76]</sup>	12导联心电	CNN	心律失常判别
深度学习	Sundaram等 <sup>[77]</sup>	基于触觉传感器阵列的大规模触觉数据集	深度卷积神经网络	识别单个物体并估计重量, 探索在抓取物体时出现的典型触觉模式
深度学习	Chun等 <sup>[78]</sup>	类人体皮肤柔性神经触觉传感	CNN	实现对12种具有复杂图案的织物进行分类并达到99.1%的准确率

需进一步简化性. 通过算法结构的优化, 降低本地计算功耗, 提升生理参数实时监测和反馈的响应速度. 但需要注意在算法结构的简化程度和分类识别的准确性上找到最大的平衡. 其次, 算法的适应性需进一步提升. 目前大多数算法的准确性依赖于庞大的训练数据集, 训练数据较少的人工智能模型容易过度拟合数据, 因而无法实现对大规模数据的准确识别. 另外, 神经网络等深度学习算法往往作为“黑匣子”运行, 缺乏对特征和识别原理的详细表述, 这一特点不利于医生借助人工智能技术对疾病机制等深层机理的解释.

## 5 总结与展望

柔性可穿戴电子器件具有与人体皮肤、器官和衣服等柔软表面相似的机械属性, 且具有体积小、质量轻、可形变等优势, 为在不影响人体正常活动的情况下对人体和环境进行长期动态监测提供了硬件保障. 人工智能技术可以辅助检测复杂多样的传感信号, 自动提取代表数据集内部关系的特征, 为健康监测、运动监控、精准医疗、人机交互等技术提供了软件支撑. 但柔性可穿戴器件和人工智能技术的一些关键挑战仍然存在, 需要在硬件和软件两方面不断进行改进.

首先, 柔性可穿戴电子系统在长期或复杂环境工作的可靠性、系统的供电能力、多传感功能集成、批量生产、无线数据传输等方面还有进一步的发展空

间. 使用新型材料例如抗汗防水、自修复和具有自粘性的电极材料有助于提高运动和工作状态下系统的可靠性. 柔性可穿戴系统目前主要使用高能量密度的可充电电池, 实现光伏、热电、压电、摩擦电和无线充电等技术的柔性化可以为可穿戴系统提供持续的能量供给. 以多模态、高通量传感作为穿戴传感器的发展方向, 需要实现不同形态不同传感机理和空间位置分布广泛的传感器的有机融合, 解决机械匹配、串扰等问题. 使用切割<sup>[79]</sup>、印刷和3D打印<sup>[80]</sup>等低成本制造技术则有助于消除柔性可穿戴器件大规模制造和推广的壁垒. 在数据收集方面, 目前传感电路的信号传输方式主要基于NFC, Wi-Fi, Zigbee和BLE等方式, 需要从功耗、数据量、覆盖范围等方面选择合适的信号传输方式, 以实现精度、续航和体积的平衡.

其次, 通过柔性可穿戴电子器件进行的长期多模态大范围人群的动态监测, 对与之结合的人工智能技术也在传感数据融合、降维、响应速度、低功耗等方面有着更高要求. 多维传感数据融合可以在信号处理或分类过程中进行, 将传感器特征通过串联合并为高维特征, 进一步通过特征提取对合并后的多生理数据降维, 以显著减少系统的计算时间和数据的传输时间, 以及复杂运算所需的功耗. 通过调整已有人工智能算法结构也可以降低功耗、提升计算速度. 另外, 开发具有自适应性的人工智能算法<sup>[46]</sup>可以避免大范围样本应用时的模型失效问题.

## 参考文献

---

- 1 Aprilliyani R, Dzagbletey PA, Lee JH, Jang MJ, So JH, Chung JY. *IEEE Access*, 2020, 8: 63295–63301
- 2 Kim DH, Lu N, Ma R, Kim YS, Kim RH, Wang S, Wu J, Won SM, Tao H, Islam A, Yu KJ, Kim T, Chowdhury R, Ying M, Xu L, Li M, Chung HJ, Keum H, McCormick M, Liu P, Zhang YW, Omenetto FG, Huang Y, Coleman T, Rogers JA. *Science*, 2011, 333: 838–843
- 3 Jung YH, Hong SK, Wang HS, Han JH, Pham TX, Park H, Kim J, Kang S, Yoo CD, Lee KJ. *Adv Mater*, 2020, 32: 1904020
- 4 Ramirez J, Rodriguez D, Qiao F, Warchall J, Rye J, Aklile E, Chiang ASC, Marin BC, Mercier PP, Cheng CK, Hutcheson KA, Shinn EH, Lipomi DJ. *ACS Nano*, 2018, 12: 5913–5922
- 5 Zhao L, Wu B, Niu Y, Zhu S, Chen Y, Chen H, Chen JH. *Adv Mater Technologies*, 2022, 7: 2101698
- 6 Shi Q, Dong B, He T, Sun Z, Zhu J, Zhang Z, Lee C. *InfoMat*, 2020, 2: 1131–1162
- 7 Jin X, Liu C, Xu T, Su L, Zhang X. *Biosens Bioelectron*, 2020, 165: 112412
- 8 Zang Y, Zhang F, Di C, Zhu D. *Mater Horiz*, 2015, 2: 140–156
- 9 Wang Y, Lee S, Wang H, Jiang Z, Jimbo Y, Wang C, Wang B, Kim JJ, Koizumi M, Yokota T, Someya T. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2021, 118: e2111904118
- 10 Zhang L, Kumar KS, He H, Cai CJ, He X, Gao H, Yue S, Li C, Seet RCS, Ren H, Ouyang J. *Nat Commun*, 2020, 11: 4683
- 11 Yang J, Zhang K, Yu J, Zhang S, He L, Wu S, Liu C, Deng Y. *Adv Mater Technol*, 2021, 6: 2100262
- 12 Dai W, Xu H, Zhang C, Li Y, Pan H, Wang H, Wei G, Huang X. *Adv Electron Mater*, 2019, 5: 1900111
- 13 Oh YS, Kim JH, Xie Z, Cho S, Han H, Jeon SW, Park M, Namkoong M, Avila R, Song Z, Lee SU, Ko K, Lee J, Lee JS, Min WG, Lee BJ, Choi M, Chung HU, Kim J, Han M, Koo J, Choi YS, Kwak SS, Kim SB, Kim J, Choi J, Kang CM, Kim JU, Kwon K, Won SM, Baek JM, Lee Y, Kim SY, Lu W, Vazquez-Guardado A, Jeong H, Ryu H, Lee G, Kim K, Kim S, Kim MS, Choi J, Choi DY, Yang Q, Zhao H, Bai W, Jang H, Yu Y, Lim J, Guo X, Kim BH, Jeon S, Davies C, Banks A, Sung HJ, Huang Y, Park I, Rogers JA. *Nat Commun*, 2021, 12: 5008
- 14 Xu L, Zhang Z, Gao F, Zhao X, Xun X, Kang Z, Liao Q, Zhang Y. *Nano Energy*, 2021, 81: 105614
- 15 Jin Y, Chen G, Lao K, Li S, Lu Y, Gan Y, Li Z, Hu J, Huang J, Wen J, Deng H, Yang M, Chen Z, Hu X, Liang B, Luo J. *npj Flex Electron*, 2020, 4: 28
- 16 Niu S, Matsuhisa N, Beker L, Li J, Wang S, Wang J, Jiang Y, Yan X, Yun Y, Burnett W, Poon ASY, Tok JBH, Chen X, Bao Z. *Nat Electron*, 2019, 2: 361–368
- 17 Kim J, Kim M, Lee MS, Kim K, Ji S, Kim YT, Park J, Na K, Bae KH, Kim HK, Bien F, Lee CY, Park JU. *Nat Commun*, 2017, 8: 14997
- 18 Gao W, Emaminejad S, Nyein HYY, Challa S, Chen K, Peck A, Fahad HM, Ota H, Shiraki H, Kiriya D, Lien DH, Brooks GA, Davis RW, Javey A. *Nature*, 2016, 529: 509–514
- 19 Kim J, Imani S, de Araujo WR, Warchall J, Valdés-Ramírez G, Paixão TRLC, Mercier PP, Wang J. *Biosens Bioelectron*, 2015, 74: 1061–1068
- 20 Arakawa T, Tomoto K, Nitta H, Toma K, Takeuchi S, Sekita T, Minakuchi S, Mitsubayashi K. *Anal Chem*, 2020, 92: 12201–12207
- 21 Kim J, Gutruf P, Chiarelli AM, Heo SY, Cho K, Xie Z, Banks A, Han S, Jang KI, Lee JW, Lee KT, Feng X, Huang Y, Fabiani M, Gratton G, Paik U, Rogers JA. *Adv Funct Mater*, 2017, 27: 1604373
- 22 Escobedo P, Fernández-Ramos MD, López-Ruiz N, Moyano-Rodríguez O, Martínez-Olmos A, Pérez de Vargas-Sansalvador IM, Carvajal MA, Capitán-Vallvey LF, Palma AJ. *Nat Commun*, 2022, 13: 72
- 23 Basiricò L, Ciavatti A, Fratelli I, Dreossi D, Tromba G, Lai S, Cosseddu P, Bonfiglio A, Mariotti F, Dalla Val C, Bellucci V, Anthony JE, Fraboni B. *Front Phys*, 2020, 8: 13
- 24 Khan Y, Han D, Pierre A, Ting J, Wang X, Lochner CM, Bovo G, Yaacobi-Gross N, Newsome C, Wilson R, Arias AC. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2018, 115: E11015–E11024
- 25 Jose M, Lemmens M, Bormans S, Thoelen R, Deferme W. *Flex Print Electron*, 2021, 6: 015010
- 26 Wu YL, Matsuhisa N, Zalar P, Fukuda K, Yokota T, Someya T. *Adv Electron Mater*, 2018, 4: 1800311
- 27 Yokota T, Fukuda K, Someya T. *Adv Mater*, 2021, 33: 2004416
- 28 Yokota T, Nakamura T, Kato H, Mochizuki M, Tada M, Uchida M, Lee S, Koizumi M, Yukita W, Takimoto A, Someya T. *Nat Electron*, 2020, 3: 113–121
- 29 Tordera D, Peeters B, Akkerman HB, Breemen AJJM, Maas J, Shanmugam S, Kronemeijer AJ, Gelinck GH. *Adv Mater Technol*, 2019, 4:

1900651

- 30 Büchele P, Richter M, Tedde SF, Matt GJ, Anka GN, Fischer R, Biele M, Metzger W, Lilliu S, Bikondoa O, Macdonald JE, Brabec CJ, Kraus T, Lemmer U, Schmidt O. *Nat Photon*, 2015, 9: 843–848
- 31 Ou X, Qin X, Huang B, Zan J, Wu Q, Hong Z, Xie L, Bian H, Yi Z, Chen X, Wu Y, Song X, Li J, Chen Q, Yang H, Liu X. *Nature*, 2021, 590: 410–415
- 32 Gan N, Zou X, Dong M, Wang Y, Wang X, Lv A, Song Z, Zhang Y, Gong W, Zhao Z, Wang Z, Zhou Z, Ma H, Liu X, Chen Q, Shi H, Yang H, Gu L, An Z, Huang W. *Nat Commun*, 2022, 13: 3995
- 33 Hu H, Zhu X, Wang C, Zhang L, Li X, Lee S, Huang Z, Chen R, Chen Z, Wang C, Gu Y, Chen Y, Lei Y, Zhang T, Kim NH, Guo Y, Teng Y, Zhou W, Li Y, Nomoto A, Sternini S, Zhou Q, Pharr M, di Scalea FL, Xu S. *Sci Adv*, 2018, 4: eaar3979
- 34 Wang C, Qi B, Lin M, Zhang Z, Makihata M, Liu B, Zhou S, Huang YH, Hu H, Gu Y, Chen Y, Lei Y, Lee T, Chien S, Jang KI, Kistler EB, Xu S. *Nat Biomed Eng*, 2021, 5: 749–758
- 35 Park K, Yuk H, Yang M, Cho J, Lee H, Kim J. *Sci Robot*, 2022, 7: eabm7187
- 36 Khan Y, Ostfeld AE, Lochner CM, Pierre A, Arias AC. *Adv Mater*, 2016, 28: 4373–4395
- 37 Mahmood M, Kwon S, Berkmen GK, Kim YS, Scorr L, Jinnah HA, Yeo WH. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2020, 67: 3094–3100
- 38 Phan DT, Nguyen CH, Nguyen TDP, Tran LH, Park S, Choi J, Lee BI, Oh J. *Biosensors*, 2022, 12: 139
- 39 Fang HW, Lu CC. *Appl Sci*, 2018, 8: 2379
- 40 Zhang W, Fan R, Wen Y, Liu F. *IEEE Trans Veh Technol*, 2018, 67: 9605–9618
- 41 Lee Y, Yang W, Kwon T. *IEEE Access*, 2018, 6: 48994–49006
- 42 Alsiddiky A, Awwad W, bakarman K, Fouad H, Hassanein AS, Soliman AM. *Comput Commun*, 2020, 160: 43–51
- 43 Xu H, Gao L, Zhao H, Huang H, Wang Y, Chen G, Qin Y, Zhao N, Xu D, Duan L, Li X, Li S, Luo Z, Wang W, Lu Y. *Microsyst Nanoeng*, 2021, 7: 92
- 44 Scrugli MA, Loi D, Raffo L, Meloni P. *IEEE Access*, 2022, 10: 1688–1705
- 45 Xiao J, Liu J, Yang H, Liu Q, Wang N, Zhu Z, Chen Y, Long Y, Chang L, Zhou L, Zhou J. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2022, 26: 206–217
- 46 Moin A, Zhou A, Rahimi A, Menon A, Benatti S, Alexandrov G, Tamakloe S, Ting J, Yamamoto N, Khan Y, Burghardt F, Benini L, Arias AC, Rabaey JM. *Nat Electron*, 2020, 4: 54–63
- 47 Zhao Y, Shang Z, Lian Y. *IEEE Trans Biomed Circuits Syst*, 2020, 14: 186–197
- 48 Janveja M, Parmar R, Tantuway M, Trivedi G. *IEEE Trans Circuits Syst II*, 2022, 69: 2281–2285
- 49 Song MS, Kang SG, Kim JW, Kim J. *Adv Mater Technol*, 2021, 6: 2100034
- 50 Yin L, Seo JK, Kurniawan J, Kumar R, Lv J, Xie L, Liu X, Xu S, Meng YS, Wang J. *Small*, 2018, 14: 1800938
- 51 Niu J, Zhao Y, Li M, Xiang H, Xia Z, Ren M, Gao P, Huang X. *Adv Opt Mater*, 2022, 10: 2200844
- 52 Byun J, Lee B, Oh E, Kim H, Kim S, Lee S, Hong Y. *Sci Rep*, 2017, 7: 45328
- 53 Kim Y, Jun S, Ju BK, Kim JW. *ACS Appl Mater Interfaces*, 2017, 9: 7505–7514
- 54 Huang Z, Hao Y, Li Y, Hu H, Wang C, Nomoto A, Pan T, Gu Y, Chen Y, Zhang T, Li W, Lei Y, Kim NH, Wang C, Zhang L, Ward JW, Maralani A, Li X, Durstock MF, Pisano A, Lin Y, Xu S. *Nat Electron*, 2018, 1: 473–480
- 55 Bandodkar AJ, You JM, Kim NH, Gu Y, Kumar R, Mohan AMV, Kurniawan J, Imani S, Nakagawa T, Parish B, Parthasarathy M, Mercier PP, Xu S, Wang J. *Energy Environ Sci*, 2017, 10: 1581–1589
- 56 Lopes PA, Santos BC, de Almeida AT, Tavakoli M. *Nat Commun*, 2021, 12: 4666
- 57 Cho H, Lee B, Jang D, Yoon J, Chung S, Hong Y. *Mater Horiz*, 2022, 9: 2053–2075
- 58 Willigenburg NW, Daffertshofer A, Kingma I, van Dieën JH. *J Electromyography Kinesiology*, 2012, 22: 485–493
- 59 Ma S, Lv B, Lin C, Sheng X, Zhu X. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25: 47–58
- 60 Bin Heyat MB, Akhtar F, Abbas SJ, Al-Sarem M, Alqarafi A, Stalin A, Abbasi R, Muaad AY, Lai D, Wu K. *Biosensors*, 2022, 12: 427
- 61 Ryu GS, You J, Kostianovskii V, Lee EB, Kim Y, Park C, Noh YY. *IEEE Trans Electron Devices*, 2018, 65: 2997–3004
- 62 Kumar M, Pachori RB, Rajendra Acharya U. *Biocybernetics BioMed Eng*, 2018, 38: 564–573
- 63 Cai J, Luo J, Wang S, Yang S. *Neurocomputing*, 2018, 300: 70–79
- 64 Cakir M, Guvenc MA, Mistikoglu S. *Comput Industrial Eng*, 2021, 151: 106948
- 65 Aker E, Othman ML, Veerasamy V, Aris I, Wahab NIA, Hizam H. *Energies*, 2020, 13: 243

- 66 Shrestha A, Mahmood A. *IEEE Access*, 2019, 7: 53040–53065
- 67 Pouyanfar S, Sadiq S, Yan Y, Tian H, Tao Y, Reyes MP, Shyu ML, Chen SC, Iyengar SS. *ACM Comput Surv*, 2019, 51: 1–36
- 68 Krishnamurthi R, Kumar A, Gopinathan D, Nayyar A, Qureshi B. *Sensors*, 2020, 20: 6076
- 69 Lonini L, Dai A, Shawen N, Simuni T, Poon C, Shimanovich L, Daeschler M, Ghaffari R, Rogers JA, Jayaraman A. *npj Digit Med*, 2018, 1: 64
- 70 Kaisti M, Panula T, Leppänen J, Punkkinen R, Tadi MJ, Vasankari T, Jaakkola S, Kiviniemi T, Airaksinen J, Kostiaainen P, Meriheinä U, Koivisto T, Pänkäälä M. *npj Digit Med*, 2019, 2: 39
- 71 Dong L, Zhang B, Xin Y, Liu Y, Xing R, Yang Y, Wang X, Que W, Liu W, Geng L. *Sens Actuat A-Phys*, 2021, 332: 113063
- 72 Ravi D, Wong C, Lo B, Yang GZ. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2017, 21: 56–64
- 73 Gao S, Zheng C, Zhao Y, Wu Z, Li J, Huang X. *Nanotechnol Precision Eng*, 2022, 5: 013001
- 74 Zhou Z, Chen K, Li X, Zhang S, Wu Y, Zhou Y, Meng K, Sun C, He Q, Fan W, Fan E, Lin Z, Tan X, Deng W, Yang J, Chen J. *Nat Electron*, 2020, 3: 571–578
- 75 Wang M, Yan Z, Wang T, Cai P, Gao S, Zeng Y, Wan C, Wang H, Pan L, Yu J, Pan S, He K, Lu J, Chen X. *Nat Electron*, 2020, 3: 563–570
- 76 Wan C, Gao S, Shang X, Wu Z, Li T, Ling W, Zhou M, Huo W, Guo Y, Huang X. *Adv Mater Technologies*, 2022, 7: 2100904
- 77 Sundaram S, Kellnhofer P, Li Y, Zhu JY, Torralba A, Matusik W. *Nature*, 2019, 569: 698–702
- 78 Chun S, Son W, Kim H, Lim SK, Pang C, Choi C. *Nano Lett*, 2019, 19: 3305–3312
- 79 Kim CH, Lee DH, Youn J, Lee H, Jeong J. *Sci Rep*, 2021, 11: 14823
- 80 Luo Y, Wang M, Wan C, Cai P, Loh XJ, Chen X. *Adv Mater*, 2020, 32: 2001903

## Research progress in flexible wearable sensing and intelligent recognition techniques

Chunxue Wan<sup>1†</sup>, Ziyue Wu<sup>1†</sup>, Xian Huang<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup> School of Precision Instrument and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

<sup>2</sup> Qiantang Science and Technology Innovation Center, Hangzhou 311202, China

†These authors contributed equally to this work.

\*Corresponding author (email: [huangxian@tju.edu.cn](mailto:huangxian@tju.edu.cn))

**Abstract:** Flexible wearable sensors can be stably integrated with the human body to continuously measure multiple physiological and motion parameters. They may play important roles in health monitoring, sports monitoring, precision medicine, human-computer interaction, and so on. The combination of flexible wearable sensors and artificial intelligence technology demonstrates the advantages of using continuous dynamic multi-parameter signal measurement to determine and identify diseases, actions, and speech. This paper introduces the applications of flexible wearable devices in physical signal, chemical signal, and image signal sensing, and reviews the methods and progress in combining flexible wearable devices and artificial intelligence from the aspects of hardware platforms, processing techniques, and analysis approaches. The intelligent recognition techniques based on flexible wearable sensing systems have been presented, and the challenges that include device integration, data transmission, energy supply, and so on have also been analyzed, followed by our perspectives of the future trends of flexible wearable electronics.

**Keywords:** flexible electronics, wearable device, artificial intelligence, precision medicine, health monitoring, research progress

**doi:** [10.1360/SSC-2022-0164](https://doi.org/10.1360/SSC-2022-0164)