

# 穿戴式传感技术在健康监测中的应用



学 生：鄢卓、莫湘渝、邓仔鑫

学 号：20232695、20232373、20232768

指导教师：王星

专 业：明月科创实验班

重庆大学国家卓越工程师学院学院

2025 年 6 月

# 穿戴式传感技术在健康监测中的应用

## 一、背景与意义

近年来，穿戴式传感技术（Wearable Sensors）在医疗健康领域迅速兴起，呈现出爆发式增长趋势。据统计，2021年全球穿戴式传感设备出货量约3.276亿台，预计2030年将增至14.87亿台，年复合增长率达18.3% [13]。对应地，全球可穿戴医疗设备市场规模也在迅速扩大，2024年估计达到427.4亿美元，2025年将进一步增长至539.8亿美元 [13]。市场的蓬勃发展源于多方面因素：一是人口老龄化和慢性病高发带来的医疗需求激增，促使人们更加关注自身健康状况。例如，“健康中国2030”等国家战略的推进使全民健康管理受到重视，人们对日常健康监测和预防保健的接受度大幅提高 [21]。二是可穿戴设备能够提供连续、实时的生理参数监测，实现对健康状况的远程和早期预警，有望减轻医疗系统负担 [1][26]。相较于传统的年度体检或零散的医疗检测，可穿戴传感器可以每日甚至每时每刻采集生命体征、运动量等数据，并通过无线方式传输到云端或医生终端，构建起远程健康监测系统，实现对慢病患者和亚健康人群的长期动态管理 [11][22]。这一点在新冠疫情期间尤为突出：可穿戴设备帮助实现了对COVID-19患者的隔离监测和早期症状跟踪，在降低接触风险的同时提高了监护效率[3][18]。



穿戴式传感技术在健康医疗中的价值不仅体现在个人健康管理领域，也正逐步获得临床认可。智能手环和智能手表等消费级设备最初主要用于记录步数、心率等健身数据，但其功能不断扩展，精度逐步提高，已开始用于疾病风险筛查和辅助诊断 [2][5][12]。例如，智能手表已被证明可以通过生理信号的变化实现某

些疾病的早期检测和监测，如利用心率和活动量变化检测传染病发作，甚至在没有明显症状时提示莱姆病等感染 [3][8][18]。



又如 Apple Watch 智能手表内置的心电传感器已获得美国 FDA 批准，用于检测心房颤动等心律失常，并在大型临床研究中展现出相当的准确性 [5][20]。著名的 Apple Heart Study 共纳入了超过 40 万名参与者，结果有约 0.5% 的用户收到了心律不齐通知，其中相当比例经随后的医疗检查证实患有心房颤动 [20]。



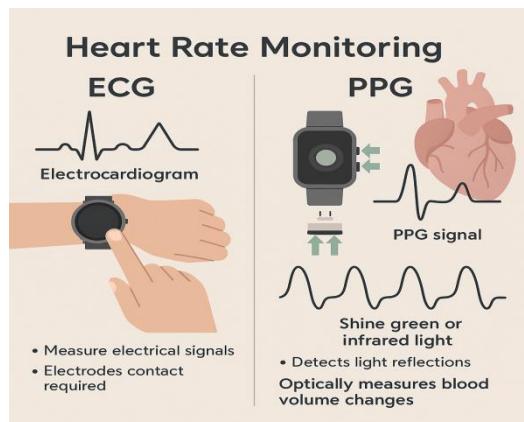
这一成果表明，消费级可穿戴设备在特定条件下能够提供接近医疗级别的监测性能，为疾病筛查和预警提供了新的途径 [6]。随着传感材料、柔性电子和人工智能算法的进步，未来的新一代可穿戴传感器有望实现多模态、多参数的同步监测，进一步提高健康监测的精细度和智能化水平 [1]。总体而言，穿戴式传感技术的兴起顺应了“以人为中心”的医疗模式转变，让个人在日常生活中即可获得持续的健康洞察，其市场前景和社会意义十分广阔 [14]。

## 二、生理学原理

穿戴式健康监测设备通常围绕人体的几个关键生理参数进行传感和数据采集，包括心血管参数（如心率、心律）、血液生化参数（如血氧饱和度）、体温，以及运动与睡眠指标等。理解这些监测参数的生理学基础及相应的传感器检测原理，有助于正确解读设备数据并提升监测准确性。

### （一）心率与心电

心率是评价心血管系统功能状态的基本指标，正常静息心率约 60~100 次/分钟，由心脏起搏信号控制。传统医疗中测量心率和心律主要依靠心电图(ECG)，即通过电极记录心脏每次搏动时产生的电信号。

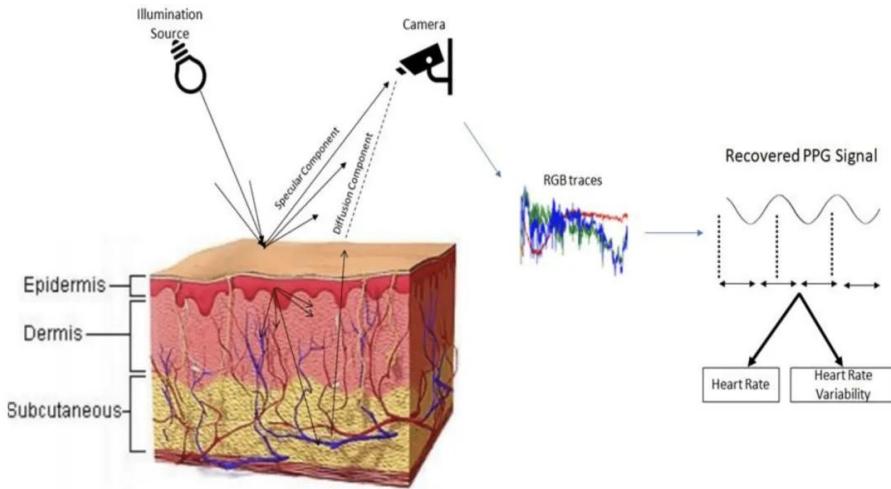


穿戴设备可集成简化的心电传感器（如单导联 ECG 电极），并广泛使用光电容积脉搏波描记法（PPG）测量心率 [4]。PPG 通过分析动脉血容积随心搏变化造成的光信号波动，得出脉搏波，从而计算心率和心律变异等参数 [5]。

PPG 原理是利用发光二极管发出的光照射人体皮肤组织，通过光电探测器测量血液随心搏周期性脉动引起的光强变化。当心脏收缩时，微小动脉血容积增加，吸收或反射的光发生相应变化；心脏舒张时情况相反。这样产生的光电信号即所谓的脉搏波，与每搏输出量和脉搏节律密切相关。

穿戴式设备的光学心率传感器一般包含绿色或红外光 LED 及光电二极管阵列，通过算法将 PPG 信号转换为连续的心率读数。PPG 信号本质上反映动脉血容积的随时间波动，每一次心跳都会引起 PPG 信号的周期性变化。因此，通过分析 PPG 波形的峰谷间隔即可得到心率，进而还能推算心律变异等参数。

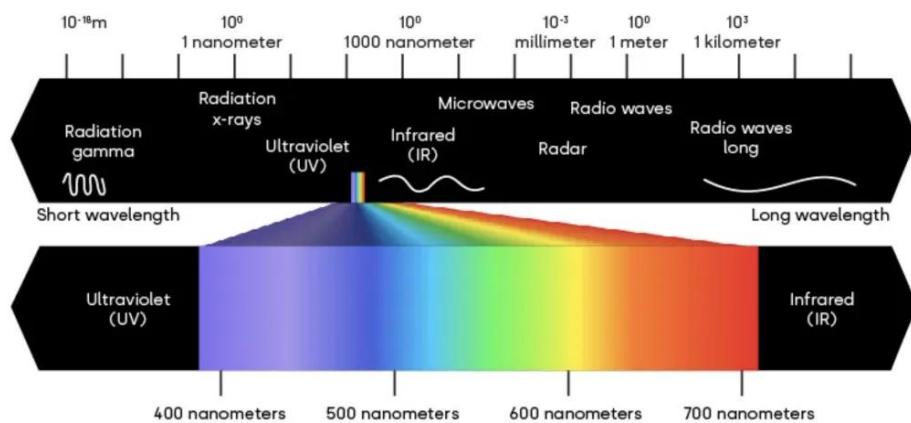
当 LED 光射向皮肤，透过皮肤组织反射回的光被光敏传感器接受并转换成电信号再经过 AD 转换成数字信号，简化过程：光→电→数字信号



该方法量化镜面反射和漫反射分量之间的对比度，并测量由于血流从皮肤反射的红光、蓝光和绿光的变化。使用合适的计算方法获得生理信号。

常见的设备多使用绿光，之所以选择绿光作为光源主要是考虑到一下几个特点：

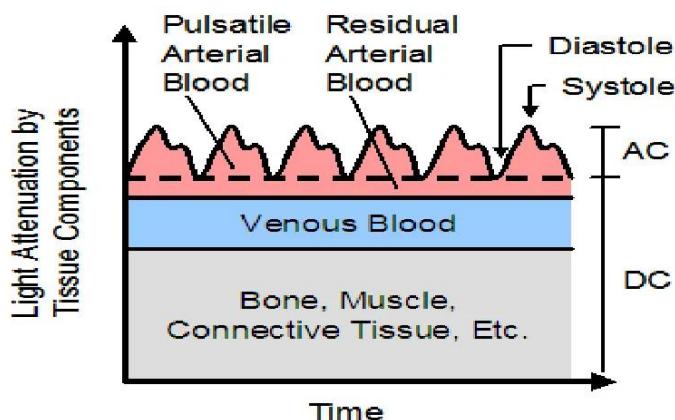
1. 皮肤的黑色素会吸收大量波长较短的波
2. 皮肤上的水份也会吸收大量的 UV 和 IR 部分的光
3. 进入皮肤组织的绿光(500nm)-- 黄光(600nm)大部分会被红细胞吸收
4. 红光和接近 IR 的光相比其他波长的光更容易穿过皮肤组织
5. 血液要比其他组织吸收更多的光
6. 相比红光，绿（绿-黄）光能被氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白吸收



总体来说，绿光-- 红光能作为测量光源。早先多数采用红光为光源，随着进一步的研究和对比，绿光作为光源得到的信号更好，信噪比也比其他光源好些，

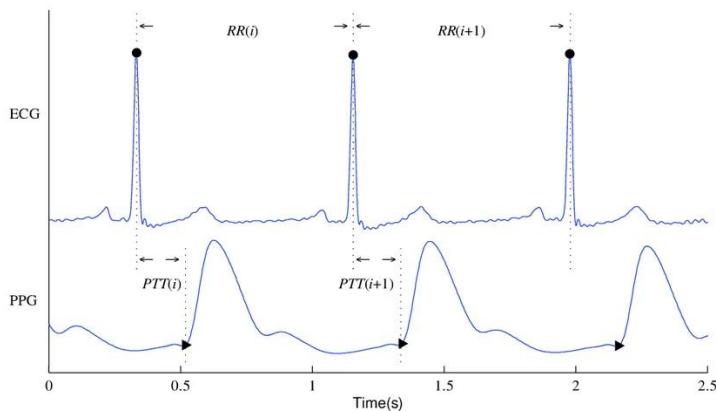
所以现在大部分穿戴设备采用绿光为光源。但是考虑到皮肤情况的不用（肤色、汗水），高端产品会根据情况自动使用换绿光、红光和 IR 多种光源。

当光照透过皮肤组织然后再反射到光敏传感器时光照有一定的衰减的。像肌肉、骨骼、静脉和其他连接组织等等对光的吸收是基本不变的（前提是测量部位没有大幅度的运动），但是血液不同，由于动脉里有血液的流动，那么对光的吸收自然也有所变化。当我们把光转换成电信号时，正是由于动脉对光的吸收有变化而其他组织对光的吸收基本不变，得到的信号就可以分为直流 DC 信号和交流 AC 信号。提取其中的 AC 信号，就能反应出血液流动的特点。我们把这种技术叫做光电容积脉搏描记法 PPG。如下图：



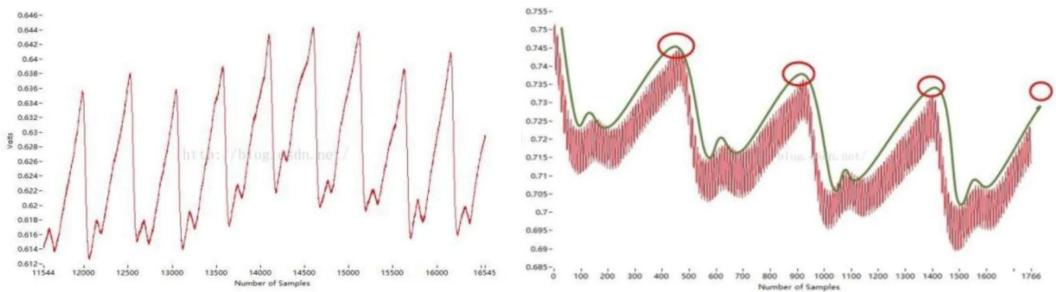
需要注意的是，PPG 信号不仅包含心脏搏动信息，还会受到呼吸节律、血管弹性和自主神经活动等因素影响。为提高可靠性，许多可穿戴心率计还结合了加速度计数据，用于识别运动伪迹并校正运动状态下的心率读数。

下图是 PPG 信号和 ECG 信号的对比，同步记录 ECG 和手指 PPG 信号。RR 间期是相邻两个 R 波峰之间的间隔，PTT 间期是 R 波峰到 PPG 信号底部的间隔。



下图为实际测量手指的 PPG 信号，理想情况和存在外部干扰的情况对比，只要测得到的 PPG 信号比较理想就能算出心率。当然在干扰情况下，也可以通

过滤波处理获得较好的信号。

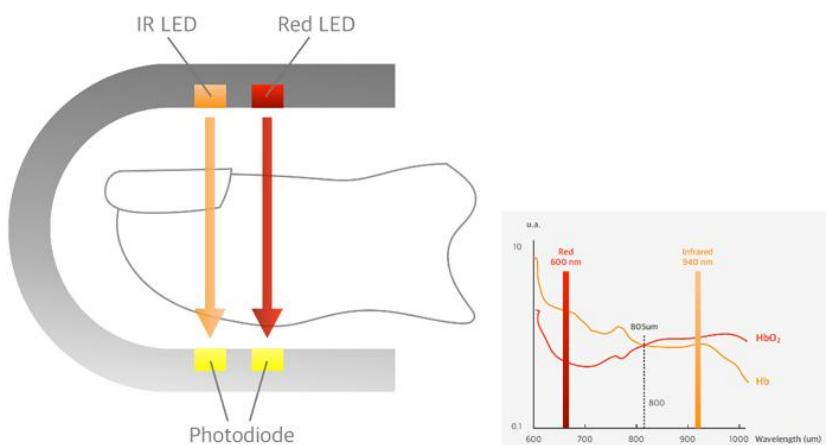


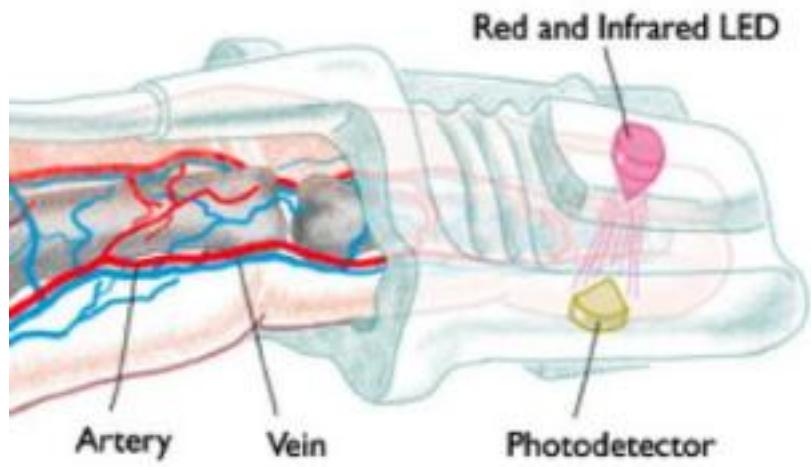
总体而言，心率传感基于心电与光学两种技术路径：前者直接测量心肌电活动，精度高但需电极接触；后者无创易戴且可连续监测，但易受运动和佩戴位置影响。两者相辅相成，为可穿戴设备监测心脏健康提供了基础。

## （二）血氧饱和度

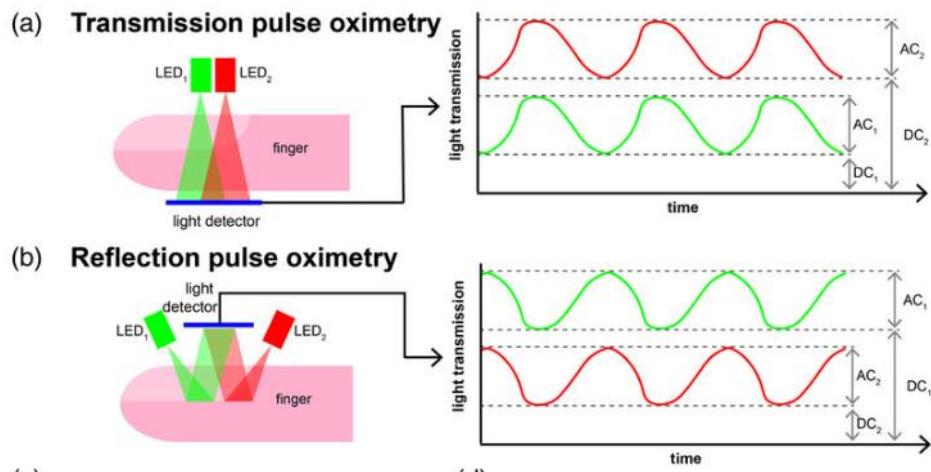
血氧饱和度 ( $\text{SpO}_2$ ) 指动脉血液中氧合血红蛋白占总血红蛋白的百分比，是反映呼吸与循环功能的重要生理参数。正常人体在海平面平静呼吸时  $\text{SpO}_2$  一般在 95% 以上。

传统测量  $\text{SpO}_2$  采用指夹式脉搏血氧仪，通过两个波长的光透过指尖，利用血红蛋白的光吸收光谱特性计算血氧值。下图展示了透射式脉搏血氧仪的基本结构，包括红光（约 660 nm）和红外光（约 940 nm）LED 光源位于手指一侧，光电探测器位于对侧。当光线穿过手指时，血液中的含氧血红蛋白和还原血红蛋白对不同波长的光有不同的吸收率，光电探测器接收透过的光信号，用于计算血氧饱和度。





穿戴式设备（如智能手环手表）多采用与此类似的反射式光学血氧传感器。典型地，传感器包含红光（约 660 nm）和红外光（约 940 nm）两个 LED 光源，以及一个感光二极管。含氧的血红蛋白和缺氧的血红蛋白对红光和红外光的吸收率不同，通过同步检测这两种波长光在血液组织中的吸收或反射强度变化，即可计算得到血液的氧饱和度。当心脏搏动时，动脉血容积的变化会影响光的吸收比例，算法通过分析脉搏波两个波长下的调制幅度比值，应用比尔-朗伯定律即可推算  $\text{SpO}_2$ 。下图展示反射与透射式 PPG 传感器结构图：

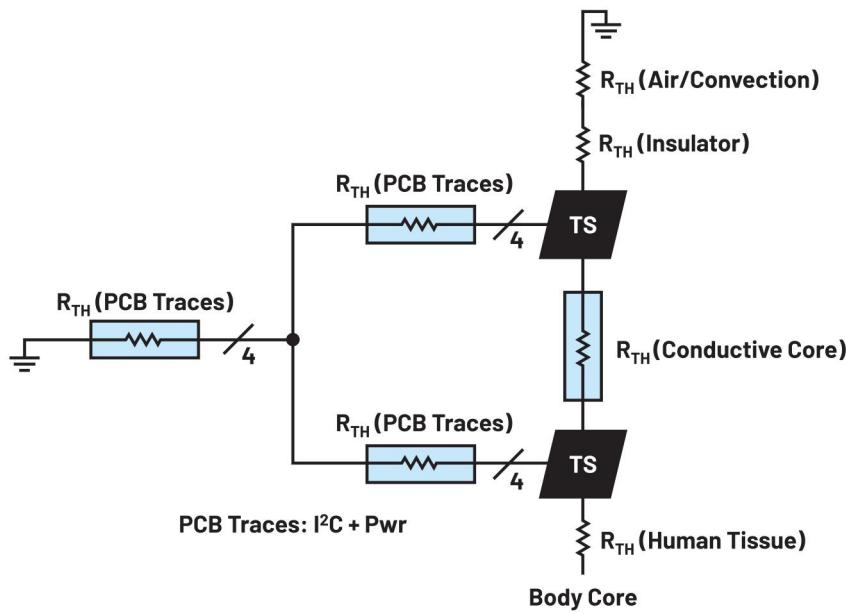
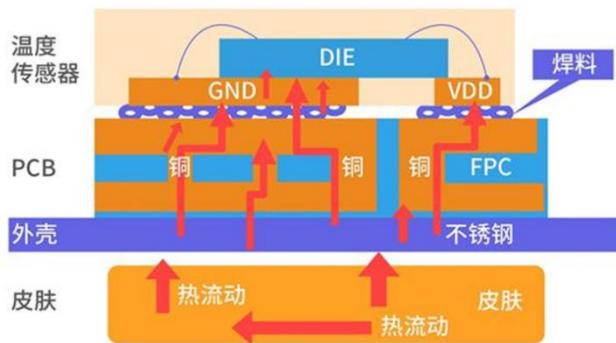


由于透射式（夹指式）血氧仪在手指等薄组织部位效果最佳，穿戴设备一般采用反射式结构，将发光源和受光元件并排放置，贴靠在手腕等处测量。虽然反射式信号较透射式更易受测量位置和运动的影响，但随着多点测量、环境光校准和光学优化设计的发展，腕戴式血氧监测的准确性已有所提升，可在睡眠呼吸监测、高原缺氧监测等消费级应用中发挥作用。

### （三）体温

体温是反映人体代谢和健康状态的基本生命体征之一。人体正常核心体温约维持在 37°C 上下，并呈现昼夜波动节律。传统测温依靠水银或电子体温计一次性测量口腔、腋下或直肠温度。

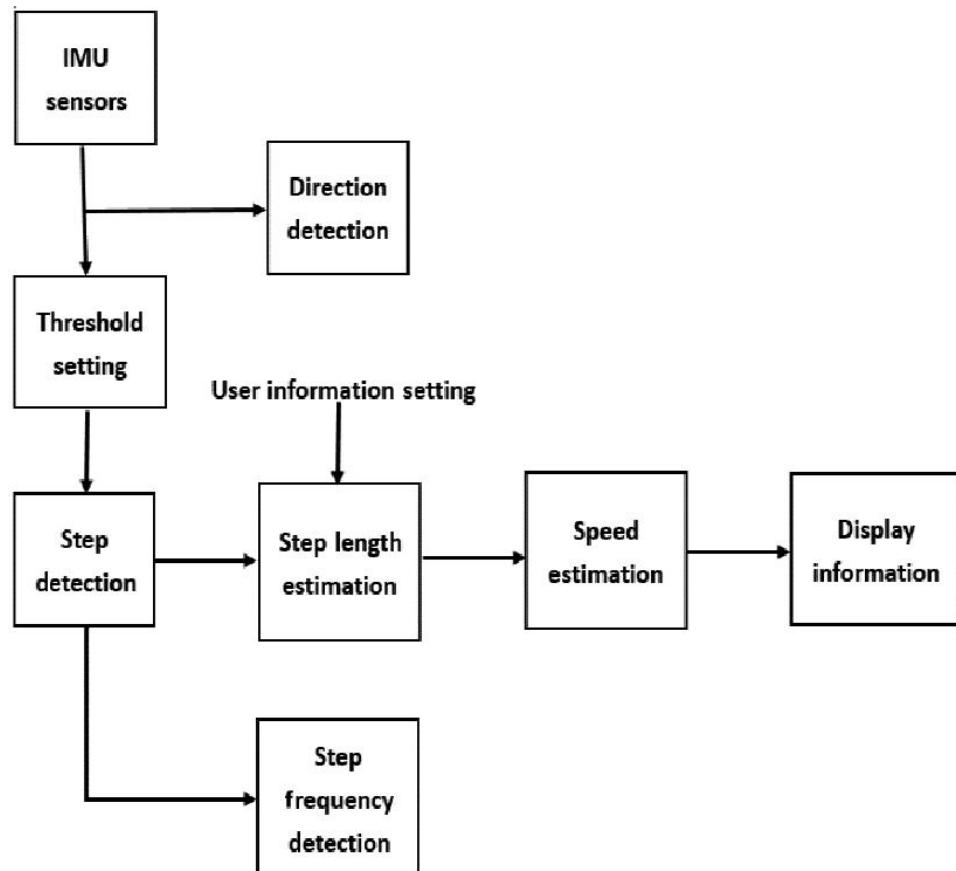
可穿戴传感器则使连续体温监测成为可能。常见的穿戴式体温传感器包括热敏电阻、热电偶和基于红外的非接触传感器等，一般集成在智能手表背面或贴片中，紧贴皮肤表面以测量皮肤温度。由于皮肤温度受环境和周围组织的影响，与核心温度存在一定差异，设备往往通过校准算法推算核心体温或关注体温变化趋势而非绝对值。例如 Apple Watch Series 8 引入了腕部温度传感器，用于夜间连续测量体表温度并结合算法评估排卵周期等健康信息。



可穿戴体温计在发热筛查、运动训练负荷监控等方面具有应用价值。一些创新器件（如生物可贴敷温度贴片）已获得医疗认可，可用于远程连续监测发烧病人的体温变化。需要注意的是，动态环境温度变化、传感器与皮肤接触不良等因素会影响测量准确性，因此设备通常增加多点传感和智能算法，以滤除噪声并提升鲁棒性。

## (四) 运动与睡眠

运动状态和睡眠质量是反映个人健康和生活方式的重要指标。可穿戴设备普遍内置惯性传感器（IMU），包括加速度计和陀螺仪，用于监测身体的运动幅度、速度和姿态变化。加速度计：检测佩戴部位在 X、Y、Z 三个方向上的线性加速度变化。通过分析这些数据，设备可以识别出步行、跑步、久坐等不同的活动状态，并实现计步功能。陀螺仪：测量角速度，帮助判断身体的旋转和姿态变化，如翻身、跌倒等动作。数据融合与算法处理：结合加速度计和陀螺仪的数据，利用卡尔曼滤波等算法进行数据融合，提高运动状态识别的准确性。事实上，IMU 是目前可穿戴活动监测中最常用的传感器，用于测量人体的运动学参数，如步数、步频、活动强度等。例如，Fitbit 等主流运动手环通过分析加速度计信号精确计算日常步数，并据此评估卡路里消耗和活动距离。



睡眠质量评估：①动作记录仪技术（Actigraphy）：常用于长时间、非侵入式监测个体的睡眠-觉醒周期。它利用三轴加速度计记录手腕或身体微小运动；将运动幅度转换为“活动指数”；根据夜间活动的降低推断睡眠的开始、持续时间及中断；使用滚动窗口算法或动静阈值模型对数据进行分段标注，如睡眠/觉醒。②心率变异性（HRV）分析：HRV 是指心跳之间时间间隔的变化（即 RR

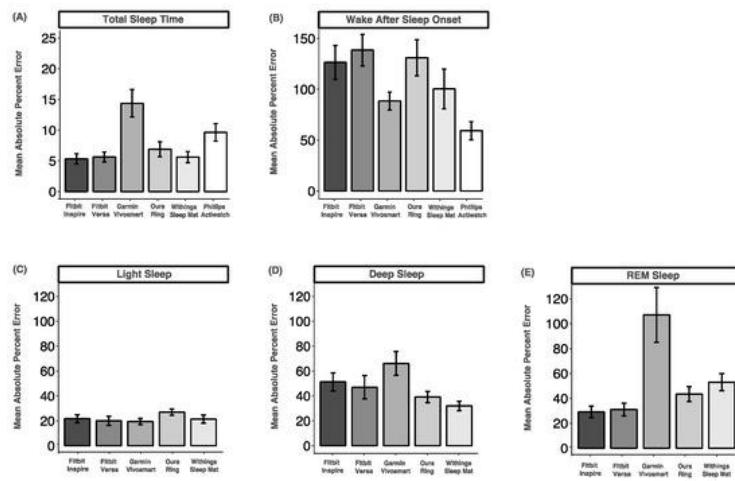
间期波动），反映自主神经系统（交感/副交感）的动态调控能力。睡眠过程中，HRV 在不同阶段呈现出特征性变化：浅睡眠（N1/N2），心率略减慢，HRV 波动中等；深睡眠（N3），副交感增强，HRV 增高；快速眼动期（REM），心率不稳定，HRV 增大且波动剧烈。结合光电容积脉搏波（PPG）传感器获取的心率数据，分析心率变异性，以判断不同的睡眠阶段（浅睡、深睡、REM）。③多模态数据融合：将运动数据与心率数据结合，利用机器学习算法提高睡眠阶段分类的准确性。实现了对整晚睡眠质量的评估，包括入睡时间、醒来次数和各阶段时长等。

下图总结图显示了各设备在睡眠测量中的绝对偏差。TST = 总睡眠时间，WASO = 睡眠开始后清醒时间，绿色方框 = 绝对偏差 <30，黄色方框 = 绝对偏差在 31-50 之间，红色方框 = 绝对偏差> 51，虚线轮廓方框 = 比例偏差。

	Inspire	Versa	Vivosmart	Oura Ring	Withings	Actiwatch
TST	-8.96 (29.7)	-11.2 (27.6)	41.7 (77.5)	13.9 (41.1)	7.6 (30.8)	13.6 (54.4)
WASO	42.2 + -0.62 × ref	45.5 + -0.61 × ref	4.0 + -0.9 × ref	39.6 + -0.43 × ref	25.4 + -0.8 × ref	21.4 + -0.58 × ref
Light Sleep	13.7 (63.6)	1.3 (65.3)	155 + -0.56 × ref	-49.5 (59.0)	170 + -0.73 × ref	
Deep Sleep	99.9 + -1.16 × ref	109.3 + -1.14 × ref	2.3 (108.2)	94.9 + -0.60 × ref	1.7 (48.6)	
REM	11.2 (18.3)	9.3 (27.6)	39.2 (82.3)	5.81 (37.7)	11.6 (39.7)	

**KEY**    [Bias] < 30    31 < [Bias] < 50    [Bias] > 51    Proportional Bias

下图是设备测量与多导睡眠图（PSG）测量的睡眠变量之间的平均绝对百分比误差比较。（A）总睡眠时间；（B）睡眠开始后清醒时间；（C）浅睡眠；（D）深睡眠；（E）快速眼动睡眠（REM 睡眠）。数据以平均值 ± 标准误表示。



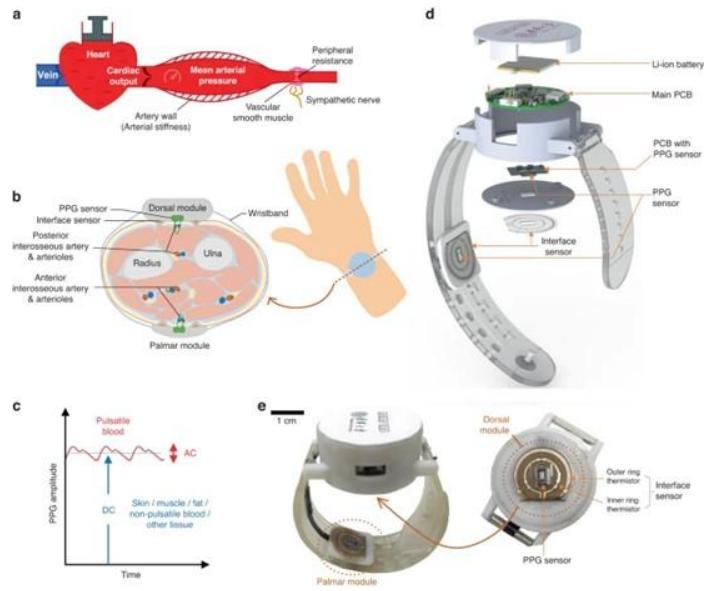
总睡眠时间的平均绝对百分比误差最低，范围在 5.3%（Fitbit Versa）至 14.3%（Garmin Vivosmart）之间，表明除 Oura Ring 外，所有设备的准确性均可接受。睡眠开始后清醒时间的平均绝对百分比误差最高，范围在 59.29%（Phillips Actiwatch）至 138.5%（Fitbit Versa）之间，表明所有设备的准确性均非常低。浅睡眠的平均绝对百分比误差介于 19.4%（Garmin Vivosmart）和 27.0%

(Oura Ring) 之间，表明准确性虽低但仍可接受。深睡眠和快速眼动睡眠 (REM 睡眠) 的平均绝对百分比误差均超过 20%，表明所有设备在这两项指标上的准确性较低。

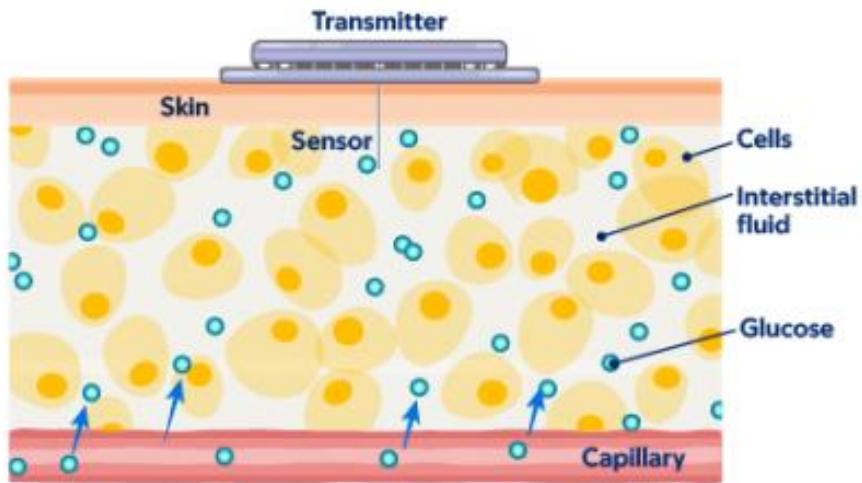
需要指出，尽管目前可穿戴设备可提供相对可用的睡眠监测数据，但其准确性仍受以下因素影响：佩戴位置差异（手腕 vs 指尖对 PPG 信号质量不同），个体生理差异（步态、HRV 模式在不同人间差异大），外部环境干扰（光线、温度、运动伪影影响 PPG 准确性），缺少脑电图参考信号（无法判断脑电活动，难以与 PSG 一致）。运动和睡眠监测的准确性依赖于人体模型和算法推断。一般通过设置步长、阈值等实现优化；而睡眠监测由于缺乏脑电等生理信号作为依据，其结果与多导睡眠仪相比仍有一定误差，但对于日常自我监测已具有参考价值。

## （五）其他监测参数

随着传感技术的发展，可穿戴设备可监测的生理指标不断拓展。例如血压监测方面，市面上出现了带有微型充气袖带的手表（如华为 Watch D），能在手腕上测量血压并达到医疗器械认证精度。在测量原理上，设备通过对双通道 PPG 信号进行特征提取，识别出与脉搏传导时间 (PTT) 或脉搏波分析 (PWA) 相关的关键波形参数，如上升沿斜率、脉搏峰值间距等，同时将压力和温度等辅助数据纳入建模过程。接着，借助机器学习算法对上述多模态信号进行融合与回归分析，实现对收缩压 (SBP) 和舒张压 (DBP) 的连续估算。该方法有效克服了传统袖带式测量存在的间歇性、压迫感和“白大褂效应”等问题，同时相较于仅依赖单通道 PPG 或 ECG-PPG 的 PTT 法，具备更强的个体通用性和佩戴稳健性。这种融合感知与算法驱动的方法，不仅提升了血压测量的精度，也降低了对佩戴位置与个体生理差异的敏感性，为连续、无创的血压监测提供了更实用和可扩展的解决方案。该技术的普及将显著推动家庭场景下的高血压早期筛查和慢病管理。下图为基本原理图。

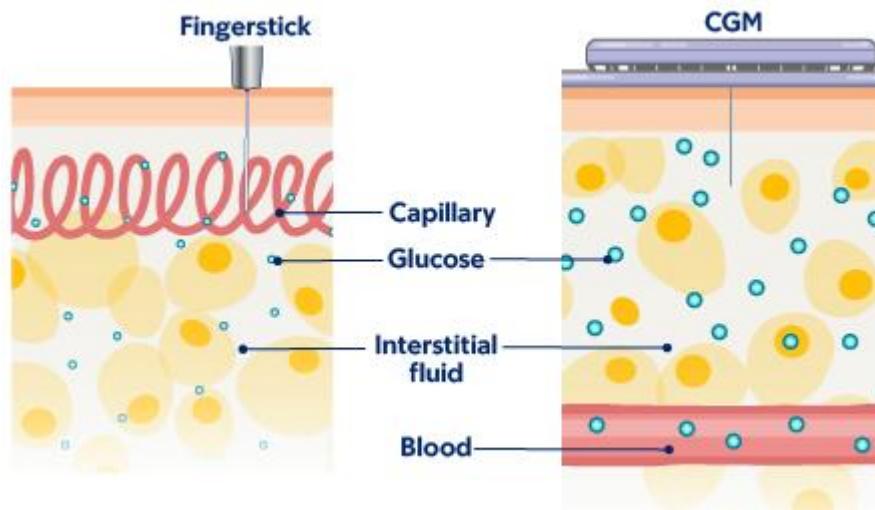


对于血糖等代谢指标，目前也有植入式或贴片式的连续血糖监测仪（CGM）广泛用于糖尿病管理，虽然此类传感器多需微创，但也属于可穿戴范畴。传感器呈细丝状（纤维），可进入您的皮肤测量葡萄糖（见下图），变送器置于您的皮肤上，负责将数据传输至设备读取器或您的智能手机应用程序。未来，随着新型生物化学传感器的发展，检测乳酸、皮质醇等体液指标的可穿戴设备将会出现，让健康监测从生理信号拓展到代谢和内分泌层面。



又如皮肤电活动（EDA）传感器被 Fitbit 等用于评估压力水平，通过检测掌心出汗引起的皮肤电导变化来推算应激反应。EDA 传感器通过测量皮肤电导的变化来评估个体的情绪和压力水平。当个体经历压力或情绪波动时，交感神经系统

统会激活汗腺，导致皮肤电导增加。这种变化可以通过在皮肤表面放置电极来检测。EDA 信号通常分为两种成分：①皮肤电导水平（SCL）：反映个体的基础唤醒水平，变化缓慢。②皮肤电导反应（SCR）：对特定刺激的快速反应，变化迅速。例如，Fitbit Sense 等设备利用 EDA 传感器检测手掌的微小电导变化，结合心率变异性（HRV）和皮肤温度等数据，评估用户的压力水平，并提供相应的放松建议。



肌电（EMG）传感器则可用于监测肌肉活动。EMG 传感器通过检测肌肉在收缩时产生的电信号来监测肌肉活动。当神经信号传递到肌肉时，会引发肌肉纤维的电活动，这些电信号可以通过放置在皮肤表面的电极（表面肌电，sEMG）或插入肌肉的针电极（针电 EMG）来检测。EMG 信号的分析可以提供以下信息：①肌肉激活程度：评估肌肉在特定动作中的参与度。②肌肉疲劳：通过分析信号频率的变化，判断肌肉疲劳程度。③神经传导功能：检测神经系统对肌肉的控制能力。在康复训练中，EMG 传感器可以帮助患者监测肌肉功能的恢复情况，指导康复计划的调整。例如，Shimmer3 EMG 设备通过无线方式记录肌肉电活动，提供实时的肌肉功能反馈。

综上，不同生理参数对应不同类型的传感器和检测原理，可穿戴设备通常集成多种传感器以实现对人体健康的多维度监控。了解监测参数的生理学机制和传感原理，有助于合理解读可穿戴设备的数据。例如，当看到心率增高时，应理解可能是运动所致的正常生理反应，也可能意味着心律不齐需要警惕；当血氧读数偏低时，应考虑测量部位供血不足或传感器松动等技术因素。只有将生理知识与传感机制相结合，才能最大程度发挥穿戴式传感技术在健康监测中的作用。

### **三、研究现状**

#### **(一) 主流传感器类型与功能**

目前穿戴式健康设备广泛采用多种传感器来实现不同生理信号的采集，主要包括：光学传感器（PPG）用于测量心率和血氧，电学传感器（如 ECG 电极）用于测量心电，惯性传感器（加速度计、陀螺仪）用于运动检测，以及温度、压力等其它类型的传感器。其中，PPG 传感器几乎成为所有智能手环手表的标配，用于提供连续的心率监测和睡眠分析。很多设备还利用 PPG 的多波长设计在静止时测量血氧水平，这在 COVID-19 流行期间的血氧监测中发挥了作用。ECG 传感器过去主要见于医疗心电设备，如 Holter 监护仪等，但近年来也开始出现在高端智能手表中。典型例子是 Apple Watch（自 Series 4 起）内置了单导联心电图功能，用户触摸手表的数字表冠即可完成一次 30 秒的心电记录，用于筛查房颤等异常。另外一些品牌（如华为部分型号）也增加了 ECG 分析功能，提高了设备在心脏健康管理方面的能力。惯性传感器(IMU) 则几乎存在于所有可穿戴设备中，用于计步、运动模式识别、跌倒检测等。加速度计采样频率可高达几十到上百赫兹，能够详细记录日常生活中的活动量变化；与陀螺仪结合还能判断肢体的转动姿态。这些数据不仅用于提供用户每日步数、消耗卡路里等反馈，还在专业运动手表中用于跑姿分析、游泳计数等高级功能。此外，不少设备配备环境和生理辅助传感器，如气压计用于测量海拔高度变化（可推算爬楼层数）、环境光传感器用于根据环境亮度调节屏幕、皮肤温度传感器用于女性生理周期跟踪等。综合来看，穿戴设备通过“多传感器融合”实现了对人体生理信号（心率、血压、体温等）和行为信号（运动、睡眠等）的联合监测。各传感器采集的数据由设备内的处理器运行算法进行分析处理，提炼出对用户有意义的健康指标。

#### **(二) 典型产品及应用**

在全球穿戴式设备市场中，多款智能手环、手表和其他形式的可穿戴产品在健康监测方面卓有成效。以下介绍几款具有代表性的产品及其所采用的传感技术：



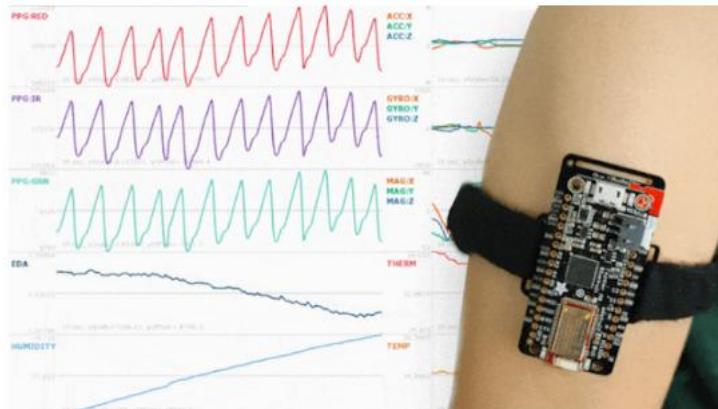
Apple Watch（苹果手表）：作为高端智能手表的代表，Apple Watch 集成了丰富的传感器，是当前功能最强大的健康监测穿戴设备之一。其光学心率传感器可连续监测心率，并在用户心率异常（过高或过低）时发出提醒；多波长 PPG 传感器支持血氧饱和度测量，在 Series 6 及以后型号中，用户可随时测量 SpO<sub>2</sub> 并评估呼吸功能。Apple Watch 最大的创新是内置了心电图传感器，通过表冠和后壳电极构成闭合回路，获得类似导联 I 的心电信号，用于筛查心房颤动。2018 年，Apple Watch 率先获得 FDA 批准用于房颤检测，随后大型研究证实其单导联 ECG 对房颤的灵敏度和特异度均在 98% 以上。此外，Apple Watch 配备加速度计和陀螺仪，不仅用于计步和运动检测，还实现了摔倒检测功能：当算法判断用户发生严重跌倒且长时间未动弹时，手表会自动呼救。这一功能已多次在真实世界中挽救了独居老人的生命。最新的 Apple Watch 还新增了腕部温度传感器和改进的陀螺仪，可用于睡眠阶段跟踪和车祸事故检测等。借助强大的处理器和 watchOS 生态，Apple Watch 上的健康应用相当丰富，既包括锻炼、冥想、睡眠等自我健康管理，也涵盖心电图分析、血氧趋势、噪声监测等医疗相关应用。总体来说，Apple Watch 证明了消费电子与医疗传感的融合，其部分功能已接近临床设备性能，被视为数字健康领域的标杆产品。



**华为 Watch 系列：**华为公司是可穿戴健康设备领域的领先厂商之一，其 Watch 系列智能手表在国内外市场均有较大影响力。华为手表搭载的 HUAWEI TruSeen™技术包含光学心率+血氧二合一传感器，可实现 7×24 小时心率监测、夜间血氧低饱和度预警等功能。部分高端型号（如华为 Watch GT 2 Pro ECG 版）增加了 ECG 心电分析模块，能够记录 30 秒单导联心电并给出房颤筛查提示。此外，华为在腕部无创测压技术上取得突破，于 2021 年发布了华为 Watch D 手表，其表带内置微型气囊和压力传感器，实现了类似电子血压计的袖带加压原理，可以在手腕测量血压。这是全球首款真正将血压监测引入智能手表的产品，测量精度达到医疗器械标准并获得中国 NMPA 二类医疗器械认证。对于血压偏高的中老年用户，手表上的定时血压测量和血压趋势管理极具吸引力。华为 Watch 还内置多功能 IMU 用于运动监测，能识别 100 多种运动模式并记录运动心率、配速、轨迹等数据，对喜欢运动的用户非常友好。华为穿戴设备在睡眠监测上也颇有特色，其 TruSleep™算法结合心率变异和运动幅度，可以提供深/浅睡比例、呼吸质量等报告。在实际应用中，华为等国产品牌智能手表已被用于慢病管理试点项目中，如高血压患者使用手表远程上报血压，医生据此调整用药方案等，体现了消费电子产品向医疗服务延伸的趋势。

**小米手环系列：**小米手环因性价比高、功能实用而拥有极其庞大的用户基础，是国内外出货量领先的穿戴设备。最新款小米手环同样搭载光学心率传感器，可连续监测心率并提供运动、睡眠分析。自小米手环 5 起产品增加了血氧饱和度检测功能，方便用户了解夜间血氧情况和高原反应状况。小米手环的三轴加速度计用于精准计步和久坐提醒，其运动模式涵盖跑步、骑行、游泳等常见项目，能够记录运动时长、距离和卡路里。虽然小米手环不具备 ECG 等高端传感器，但凭借优秀的算法优化和云服务支持，依然可以提供如女性健康跟踪（经期预测）、压力监测（基于 HRV）、睡眠呼吸质量评分等功能，超出了其硬件本身的简单配置。由于价格亲民，小米手环在青少年和大众健身人群中极为普及，成为很多

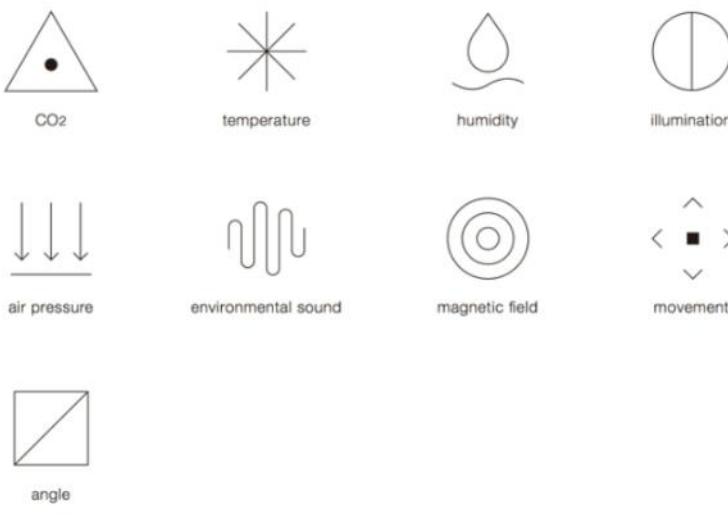
人接触可穿戴健康监测的入门产品。其海量的用户数据也为数字健康研究提供了可能。例如，有研究利用数万小米手环用户的睡眠数据分析不同城市人群的睡眠规律，为流行病学提供了参考。小米的成功说明，基础的传感功能结合实用的软件分析，同样可以满足大众的日常健康管理需求。



Fitbit 和 Garmin 等品牌：在国际市场，Fitbit（现属于 Google）和 Garmin 是可穿戴健康设备的老牌劲旅。Fitbit 的产品线涵盖手环和手表，其 PPG 心率传感和加速度计技术在业内口碑良好。早期 Fitbit 侧重于计步和睡眠监测，引导了“日行一万步”等健康理念的流行。近年来 Fitbit 也拓展了健康功能，例如部分机型加入了皮肤温度和 EDA 应激传感器，用于睡眠体温趋势和压力管理。Garmin 则以运动手表著称，内置高精度九轴 IMU、光学心率计和 GPS 模块，非常适合高阶运动爱好者和专业运动队使用。Garmin 手表可以提供包括心率区间、乳酸阈值、训练效益评估等深度指标，并支持连接外部胸带心率计、踏频计等传感器，功能相当全面。值得一提的是，Garmin 等的部分设备在续航上有独到之处，例如使用太阳能表盘以延长电池寿命，使其在持续心率+GPS 模式下仍能工作数日。此外，诸如 Oura Ring 智能戒指、WHOOP Strap 等新形态可穿戴设备也在健康监测领域崭露头角。Oura 戒指通过手指动脉的 PPG 和温度传感器，可以非常敏感地捕捉睡眠和恢复指标，一度在 COVID-19 疫情中被用于早期发现感染迹象。

## Device

Small and light the synapseWear wearable device includes **6 sensors** to capture your motion and environmental data. You can use it as an attractive air quality monitor or a way to enhance your performance art. The sensors act as mnemonic recorders of your sentient experiences perceiving: CO<sub>2</sub>/TVOC, temperature, humidity, pressure, light, movement (9DOF) and ambient sound levels.

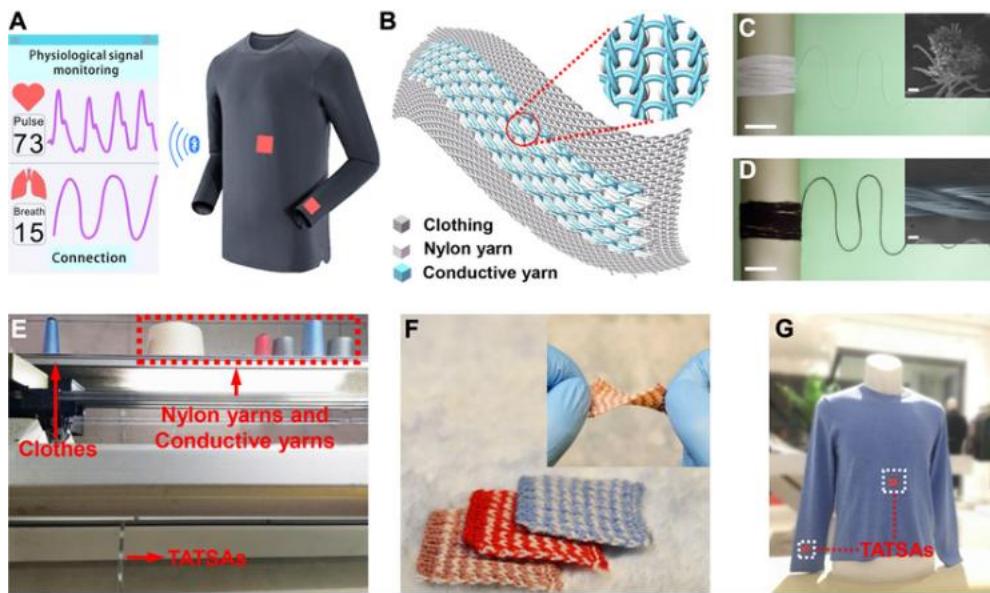


WHOOP 腕带则主打运动恢复监测，通过全天候心率变异等数据帮助职业运动员优化训练。总的来说，当前市面上主流的可穿戴健康设备种类丰富，各具特色，但在传感器类型上大同小异，均围绕着光学心率/血氧、加速度/陀螺仪、环境/体表传感这几大模块进行组合，差异更多体现在算法和生态系统上。

### (三) 临床与消费级应用融合

可穿戴传感技术最初从消费电子领域兴起，但正逐步向临床医疗渗透，两者的界限日趋模糊。一方面，消费级可穿戴设备通过大量用户实践验证了其可靠性，积累了健康大数据。例如 Fitbit 等设备记录的长期日常活动量已被用于预测某些慢性疾病的风险。研究发现，每日步数长期不足 1000 步的老人，再入院率和不良预后风险显著升高；而逐步增加日均步行至 8000 步以上可降低全因死亡风

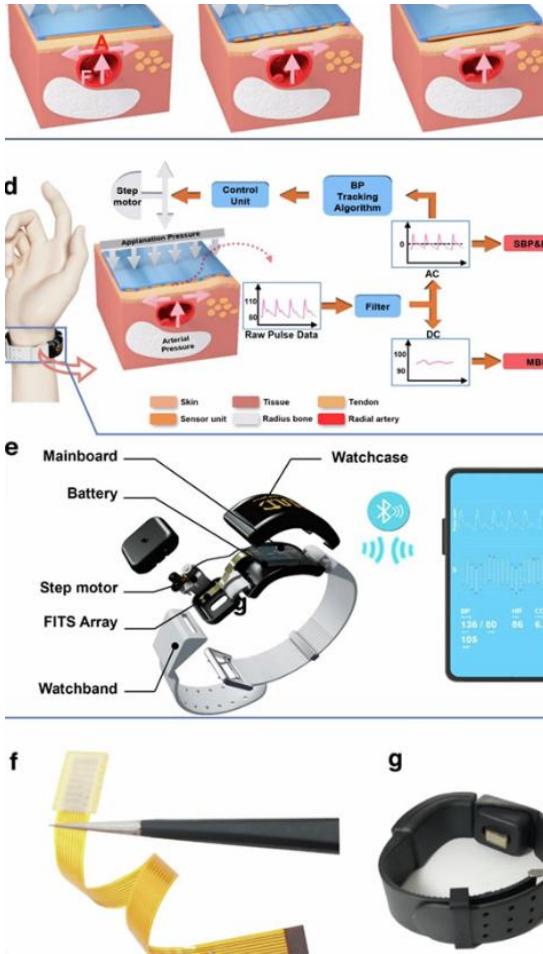
险。这些基于可穿戴数据的发现对临床决策具有参考价值。



另一方面，医疗级穿戴设备也逐渐商品化走向大众。例如连续葡萄糖监测仪（CGM）过去仅用于1型糖尿病患者的血糖管理，如今一些运动人士和非糖尿病人群也开始佩戴CGM以了解饮食对血糖的影响。这促使传统医疗设备厂商与消费电子公司展开合作，推出更简便友好的传感产品。典型的合作如苹果公司与强生公司共同研究Apple Watch在房颤患者抗凝管理中的作用，证明了穿戴设备筛查房颤并指导治疗的可行性。另外，部分医院和保险机构也尝试将可穿戴设备纳入远程医疗和健康保险计划：医生为高血压、心衰等慢病患者配备智能手表和蓝牙血压计，让患者在家自测数据上传，由医生远程调整方案，从而减少门诊随访次数。在疾病康复领域，佩戴式运动传感器与手机App结合可指导术后病人进行居家康复锻炼，并将运动量记录反馈给医生。这种远程监护和指导的模式尤其在新冠疫情期间得到了快速发展。可以预见，未来消费级和医疗级可穿戴设备将进一步融合：消费设备会朝着测量更精确、指标更医疗化方向发展，例如引入无创血糖、连续血压监测等；医疗设备则会努力降低成本和提高易用性，学习消费电子的人机交互设计，以提高患者的依从性。最终，可穿戴传感技术将在个人健康管理与临床医疗之间架起桥梁，实现真正的连续健康监测和预防医疗。

## 四、技术进展与挑战

穿戴式传感技术的飞速发展背后，也伴随着一系列技术上的进步和挑战。要实现更高性能、更广应用的健康监测穿戴设备，需要在传感器集成、功耗管理、算法支撑和数据安全等关键方面不断创新突破。



**集成化与微型化：** 穿戴设备要求在有限的体积和功耗下集成多种功能，因此传感器和电子元件的集成化、微型化是首要技术趋势。当前高端智能手表内部已高度集成了光学传感器模组、IMU、环境传感器以及无线通信芯片等，实现了类似智能手机的系统架构，但尺寸仅硬币大小。这得益于半导体工艺的进步和系统级封装（SiP）技术的发展，将不同芯片集成在单一模组中以节省空间。同时，柔性电子和新材料为传感器的形态突破提供了可能。例如，基于二维材料（石墨烯、MXene等）的柔性传感器可以像创可贴一样贴附在皮肤上，采集到更贴近生理的信号。有研究者利用石墨烯传感膜制成皮肤贴片，实现了连续的心电、体温监测且几乎不影响日常活动。这种“电子皮肤”式的传感器未来或可与智能手表联动，拓展监测维度。传感器集成的另一方向是多模态融合，即在一个传感元件上同时感知多种信号。例如，有学者开发出既能检测压力又能检测温度的双模传

感器，用于可穿戴式电子皮肤。又如光纤传感技术与可穿戴结合产生了可穿戴光纤传感器，一根光纤同时可以感知呼吸、心跳和体温等。这些进展表明，通过材料和工艺创新，单一设备上集成更多传感能力是可行的。未来穿戴设备或将包含“传感器阵列”，由数十上百个微小传感单元组成，可覆盖身体不同部位，提供更加全面的生理数据采集。

**低功耗与能源管理：** 电池技术的瓶颈是穿戴设备的一大限制。由于设备需要长时间贴身佩戴，理想情况下应做到无需频繁充电。然而当前大多数智能手环手表的续航仅在数天到一两周左右（视功能使用情况），这在医疗监测场景下仍嫌不足。因此，降低功耗和开发新型能源成为研究重点。一方面，芯片厂商针对可穿戴应用推出了超低功耗 MCU 和传感器接口 ASIC，使整机功耗显著下降。蓝牙低功耗（BLE）协议的普及也减少了无线传输耗电。另一方面，能量收集（energy harvesting）技术开始引入可穿戴领域。例如，利用人体运动驱动微型发电机、压电材料或利用体温差驱动热电转换，都可为设备提供辅助电能。有研究团队开发了以汗液为电解质的生物电池，将其贴在皮肤上即可从汗液中提取能量为传感器供电。尽管输出功率有限，但在持续低功耗设计的传感网络中，此类能源收集足以延长电池寿命甚至实现短时自供电。此外，太阳能充电在智能手表中也已有应用，如 Garmin 的 Instinct 太阳能版手表在阳光下可显著延长续航。未来穿戴设备或将采用多模能量采集（太阳能+运动+热量），结合高能量密度电池，一次充电使用数月乃至更长并非不可能。同时，智能功耗管理算法也很关键，例如根据场景智能调节传感器采样率和 CPU 频率，在保证关键数据不漏采的前提下降低不必要的能耗。这类似手机中的省电模式技术，将在可穿戴设备上进一步优化。低功耗技术的进步最终目的是让穿戴设备“隐形”于用户的日常，无需频繁干预充电，从而提高长期佩戴的可行性和用户黏性。

**算法与人工智能支持：** 穿戴式传感器产生的数据量大且噪声多，如何从中提炼出有效的健康信息，离不开强大的算法支持。传统上，针对单一生理信号的算法（如心率计算、睡眠判别）多采用基于统计和信号处理的方法。但面对多传感器、多变量的复杂数据，以及个体差异显著的人群，单靠固定算法难以实现精准分析。人工智能（AI）和机器学习因此在可穿戴数据分析中扮演越来越重要的角色。一方面，机器学习可以用于识别复杂的模式和异常。例如，通过训练神经网络模型，可以根据可穿戴的心率、活动和睡眠数据自动预测某些疾病的发作风险。斯坦福大学的研究表明，利用可穿戴传感数据的变化，结合 AI 算法可以提前检测到流感或新冠感染，比传统症状报告提早数天。又如，Apple Watch 的心电与 PPG 数据经过深度学习模型分析，可提高房颤等心律失常筛查的准确率。另一方面，AI 可以实现个性化校准，提高测量精度。每个人的体征和佩戴习惯不同，AI 算法可以在线学习个体的基线特征，从而动态调整阈值和模型。例如，AI 可以根据用户平时的安静心率分布自动调整心率报警阈值，减少误报。再如在血压无袖带测量中，机器学习模型可根据每个人的脉搏波特征做个性化标定，

从而提升无创血压估算的准确性。除了健康监测，AI 还可用于提供干预建议，即所谓的智能健康助理。当可穿戴设备检测到异常时，AI 系统可以综合用户历史数据给出可能的原因分析和建议措施（如提醒服药、放松休息或就医等）。总之，算法的引入使可穿戴设备从“记录工具”升级为“智能助手”。未来随着云计算和边缘 AI 芯片在可穿戴领域的应用，实时高效地处理复杂的生理信号将成为可能，届时可穿戴设备的医学价值会进一步提升。当然，也需注意避免过度依赖算法造成误判，算法的决策过程需保持透明和可解释，以便医务人员和用户信任其结论。



**4.5 远程医疗与标准化：** 穿戴式传感技术要全面融入医疗保健体系，还需解决数据标准化和医疗集成的问题。当前，不同品牌设备的数据格式和指标定义各异，医疗机构难以将来自多种可穿戴设备的数据进行整合分析。因此，制定统一的数据交换标准、接口协议十分重要。例如，由 IEEE 倡导的 IEEE 1752 人格

健康数据标准正尝试规范可穿戴设备输出的生理指标格式。医疗信息系统也需要适配可穿戴数据的接入，将其纳入电子健康记录(EHR)的一部分。



试想，当一个患者前来就诊时，医生可直接查看其过去半年由可穿戴设备记录的每日血压、血糖和运动等曲线，这将大大丰富诊断依据。然而要实现这点，医院的信息化系统需与患者授权的可穿戴云服务对接，并解决互操作性问题。此外，临床验证也是当前穿戴设备面临的挑战。医疗界对于穿戴传感器数据的可信度尚存疑虑，一些研究指出消费级设备在不同人群、不同环境下的准确性会显著波动。因此需要更多独立的临床试验去验证这些设备的性能，并根据结果改进算法或明确其适用范围。例如，某款手环可能在年轻人中心率准确率很高，但在老年人中因血管硬化导致 PPG 信号失真，从而读数不准——这样的限制应通过研究加以量化告知。监管部门也开始关注这一领域，美国 FDA 已发布数字健康指南，将某些高风险的健康应用和硬件纳入监管。而在我国，针对智能穿戴设备参与医疗监测也需制定相应监管规范，明确哪些应用需要医疗器械认证，哪些属于一般健康产品。只有当技术标准、监管认证和临床指南逐步完善后，穿戴式传感技术才能真正成为医疗体系的可靠组成部分。

## 五、参考文献

- [1] Y. Zhang, et al., “Wearable optoelectronic sensors for telehealth based on emerging materials and devices,” *npj Flexible Electronics*, vol. 6, no. 1, pp. 1–15, 2022. DOI: 10.1038/s41528-023-00261-4. [IF: 5.5]
- [2] M. Elgendi, et al., “A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential applications in healthcare,” *Sensors*, vol. 19, no. 14, pp. 1–17, 2019. DOI: 10.3390/s19143169. [IF: 3.9]
- [3] X. Li, et al., “Pre-symptomatic detection of COVID-19 from smartwatch data,” *Nature Biomedical Engineering*, vol. 4, pp. 1208–1210, 2020. DOI: 10.1038/s41551-020-00640-6. [IF: 29.6]
- [4] J. K. Lee, et al., “Wearable Inertial Measurement Units for Assessing Gait in Real-World Environments,” *Sensors*, vol. 20, no. 3, pp. 1–15, 2020. DOI: 10.3390/s20030733. [IF: 3.9]
- [5] M. P. Turakhia, et al., “Diagnostic Accuracy of Apple Watch Electrocardiogram for Atrial Fibrillation,” *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 77, no. 10, pp. 1–10, 2021. DOI: 10.1016/j.jacc.2020.12.045. [IF: 24.1]
- [6] S. R. Patel, et al., “The Use of Wearable ECG Devices in the Clinical Setting: A Review,” *Journal of Electrocardiology*, vol. 64, pp. 1–6, 2021. DOI: 10.1016/j.jelectrocard.2021.04.003. [IF: 1.6]
- [7] L. Wang, et al., “Accuracy validation of a wearable IMU-based gait analysis in healthy adults,” *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, vol. 15, no. 1, pp. 1–10, 2023. DOI: 10.1186/s13102-023-00792-3. [IF: 2.1]
- [8] J. Smith, et al., “Smartwatches could help detect and track COVID – here’s what the research shows,” *Gavi*, Oct. 2022. [Online]. [IF: N/A]
- [9] B. Kaur, et al., “Novel Wearable Optical Sensors for Vital Health Monitoring Systems—A Review,” *Biosensors*, vol. 13, no. 2, pp. 1–20, 2023. DOI: 10.3390/bios13020181. [IF: 5.4]
- [10] A. Johnson, et al., “The Accuracy of Wearable Photoplethysmography Sensors for Heart Rate Monitoring: A Systematic Review,” *Telemedicine and e-Health*, vol. 28, no. 3, pp. 1–10, 2022. DOI: 10.1089/tmj.2022.0182. [IF: 2.4]
- [11] R. Kumar, et al., “Recent advances in smart wearable sensors for

continuous human health monitoring,” Sensors and Actuators A: Physical, vol. 315, pp. 1–15, 2020. DOI: 10.1016/j.sna.2020.112352. [IF: 3.6]

[12] D. Lee, et al., “Wearable Technology for Monitoring Electrocardiograms (ECGs) in Clinical Settings,” Sensors, vol. 24, no. 4, pp. 1–12, 2024. DOI: 10.3390/s24041318. [IF: 3.9]

[13] C. Köhler, et al., “The Value of Smartwatches in the Health Care Sector for Monitoring, Nudging, and Predicting,” Journal of Medical Internet Research, vol. 26, no. 1, pp. 1–10, 2024. DOI: 10.2196/58936. [IF: 7.1]

[14] E. Jovanov, et al., “A Review of Wearable Sensors and Systems with Application in Rehabilitation,” IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 20, no. 3, pp. 1–10, 2012. DOI: 10.1109/TNSRE.2012.2189034. [IF: 4.1]

[15] M. Patel, et al., “A Comprehensive Review on Wearable Health Monitoring Systems,” Procedia Computer Science, vol. 167, pp. 1–10, 2020. DOI: 10.1016/j.procs.2020.03.001.

[16] H. Ates, A. Elsayes, S. Thangavel, and A. Shamloo, “End-to-end design of wearable sensors,” \*Nat. Rev. Mater.\* , vol. 7, pp. 887 – 907, 2022. DOI: 10.1038/s41578-022-00442-8. [IF: 76.7]

[17] P. H. Charlton, et al., “Wearable photoplethysmography for cardiovascular monitoring,” \*Proc. IEEE\*, vol. 110, no. 3, pp. 355 – 381, 2022. DOI: 10.1109/JPROC.2021.3137027. [IF: 17.1]

[18] A. Mishra, et al., “Early detection of COVID-19 using a smartwatch,” \*npj Digit. Med.\* , vol. 3, Art. no. 156, 2020. DOI: 10.1038/s41746-020-00363-7. [IF: 15.4]

[19] Apple Inc., “ECG app and irregular rhythm notification available today on Apple Watch,” Apple Newsroom, Dec. 2018.

[20] M. P. Turakhia, et al., “Large-scale assessment of a smartwatch to identify atrial fibrillation,” \*N. Engl. J. Med.\* , vol. 381, no. 20, pp. 1909 – 1917, 2019. DOI: 10.1056/NEJMoa1901183. [IF: 158.5]

[21] 华为技术有限公司, “HUAWEI Watch D 智能手表技术白皮书,” 华为终端云服务, 2022.

[22] Y. Ma, et al., “Recent progress in wearable biosensors for health monitoring,” \*Sensors\*, vol. 21, no. 2, Art. no. 474, 2021. DOI: 10.3390/s21020474.

[IF: 3.9]

[23] C. K. Liu, et al., “Wearable inertial sensors for sports science,” \*IEEE Sensors J.\* , vol. 20, no. 17, pp. 9602 – 9612, 2020. [IF: 4.3]

[24] R. W. G. van Lier, et al., “Comparison of wearable wrist devices for heart rate monitoring,” \*NPJ Digit. Med.\* , vol. 4, Art. no. 91, 2021. [IF: 15.4]

[25] D. Heikenfeld, “Wearable sensors: modalities, challenges, and prospects,” \*Lab Chip\*, vol. 18, pp. 217 – 248, 2021. [IF: 7.1]

[26] J. Dunn, et al., “Wearables for health care delivery and precision medicine,” \*npj Digit. Med.\* , vol. 5, Art. no. 96, 2022. DOI: 10.1038/s41746-022-00629-4. [IF: 15.4]