arXiv:2611.28939v1 [cs.RO] 21 Nov 2026

T-Tac：一种用于机器人抓取中材料识别的柔性薄型主动热触觉传感器

Jiankun Li、Yu Feng，*IEEE*会员，Yehui Liu、Meng Chen、Rui Luo、Guanglie Zhang，*IEEE*高级会员，Jianshu Zhou，*IEEE*会员，以及Wen Jung Li，*IEEE*会士

摘要—准确识别材料对机器人操作至关重要，但当材料外观相似时，基于视觉的方法会面临挑战。本文介绍T-Tac，这是一种柔性、薄型的主动热触觉传感器，可通过材料的瞬态热响应识别材料。T-Tac将聚酰亚胺薄膜加热器与离子导电薄膜温度传感器集成于薄膜组件中，可提供受控热激励并进行基于电阻的温度测量，适于安装在机器人夹爪上。单面瞬态平面热源建模和有限元仿真将热响应与材料的热学性质相关联，而校准和重复测量则用于表征加热与传感性能。在室温和高温下开展的加载实验进一步表征了传感器在施加力作用下的响应。混合分类框架将提取的热描述符与多尺度卷积神经网络特征拼接，并使用ExtraTrees分类器进行材料预测。针对12种材料的实验表明，采用3秒加热脉冲和10秒观测窗口时，平均分类准确率达到92.69%。这些结果表明，T-Tac为在机器人末端执行器中集成主动热材料传感提供了一种紧凑方案。本研究为机器人材料识别提供了一种新方法。

索引词—**主动触觉感知、材料识别、柔性传感器、触觉传感器**

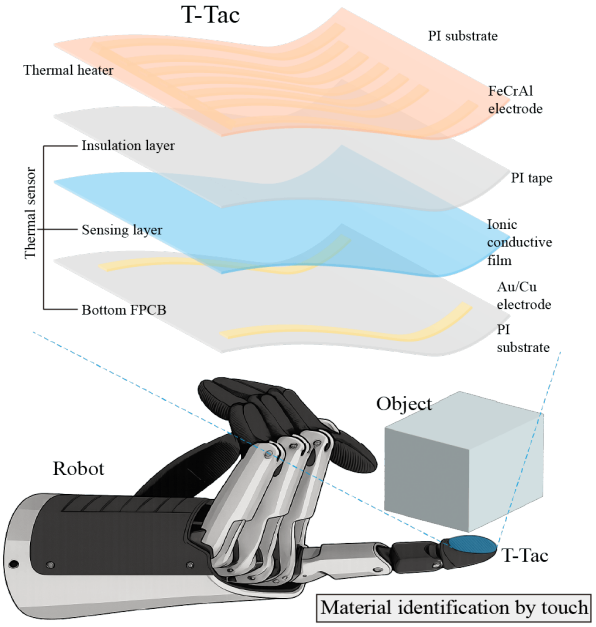


图 1. 软体热触觉传感器（T-Tac）的器件设计。该传感器可主动生成并感测瞬态热信号，从而通过触觉实现快速材料识别。

I. 引言

近年来，大语言模型的迅猛发展显著提升了机器人在推理、规划和决策方面的智能水平 [1]。然而，仅有高层次智能不足以支持机器人在复杂真实世界环境中的应用。为了实现与环境的自然交互，机器人不仅必须“思考”，还必须“感知”。在各种感官模态中，视觉、听觉和触觉最为重要 [2]。在尤其是，触觉感知是机器人与周围环境进行物理交互的基础渠道，可提供力、振动和温度信息[3]，，因此在实现灵巧操作和环境适应性方面发挥着核心作用 [4]。

得益于材料科学和纳米技术的发展，研究人员开发了种类繁多的触觉传感器，包括基于压阻式 [5]，[6],压电式 [7]，电容式 [8]，[9]，电磁式 [10],磁式 [11]，[12],和光学成像 [13]的传感器。这些传感器赋予机器人多种触觉能力，例如力感知、振动检测和表面纹理识别。然而，在安全抓取、材料分类和人机交互 [14]，[15],等场景中，通常需要识别材料。尽管基于视觉的算法能够识别大多数材料，但在面对外观相似的物体时，其准确率会显著下降。即使是滑动式或基于摩擦的触觉传感器，虽然能够捕捉表面纹理的细微差异 [16]，，在区分表面特征高度相似的材料方面仍有局限。

人类在区分

本研究得到香港研究资助局（项目编号：11222126、11216120、11207222、T42-717/20-R、G-CityU105/21、G-CityU104/19、F-CityU104/19 和 CRS CityU103/25）、粤港高校联合研究合作计划以及香港脑血管健康工程中心（COCHE）的 InnoHK项目资助。（通讯作者：*Yu Feng*、*Wen Jung Li*。）

Jiankun Li、Yehui Liu、Meng Chen、Guanglie Zhang 和 Wen Jung Li 任职于香港城市大学机械工程系，地址为九龙，中国香港特别行政区（wenjli@cityu.edu.hk）。

Rui Luo 任职于香港城市大学系统工程系，地址为九龙，中国香港特别行政区。

Guanglie Zhang、Rui Luo 和 Wen Jung Li 还任职于香港城市大学深圳研究院的 CAS-CityU 机器人研究联合实验室，地址为中国深圳（wenjli@cityu.edu.hk）。

Yu Feng 和 Jianshu Zhou 任职于新加坡国立大学机械工程系，新加坡（电子邮箱：yufeng.me@nus.edu.sg）。

外观相似的材料 [17]–[19]。当具有体温调节能力的人类皮肤接触不同物体时，皮肤热感受器会感知瞬态温度变化，并利用这些信息推断材料类别。温度感测也被用于连续体机器人的接触检测 [20]。受人类通过热触觉主动感知材料这一机制的启发，我们提出了一种软体热触觉传感器（T-Tac）。该传感器由基于聚酰亚胺（PI）薄膜的热加热器和基于离子导电薄膜的热传感器组成。T-Tac重量轻、厚度超薄，易于集成到机器人末端执行器上。除了提供可控的热刺激外，T-Tac还能够进行高灵敏度的温度测量。通过热加热器施加脉冲热激励，并利用热传感器捕获瞬态热响应，T-Tac使机器人能够识别不同材料。此外，我们采用单侧瞬态平面热源法，并结合基于ExtraTrees分类器的热特征与CNN特征融合，建立了一个针对12种材料的分类模型，实现了通过热触觉可靠地识别材料。本研究为热触觉传感器的设计开辟了新途径，并为赋予机器人类人的触觉感知能力提供了一种新策略。

本文其余部分的结构安排如下。第II 节介绍 T-Tac 的整体设计理念，并介绍离子导电薄膜的制备以及硬件架构。第III节阐述热加热器和热传感器的工作机制，并基于单侧瞬态平面热源法进行理论建模与仿真。第IV节给出热加热器和热传感器的实验校准结果。第V 节报告材料分类实验及夹爪安装式测量示例。随后，第VI节对比材料识别方面的相关工作。最后，第VII节总结本文。

即可。如图2(a)所示，离子导电薄膜是一种柔软且透明的薄膜，其制备采用简单的一锅法 [22]。如图2(b)所示，将果胶、聚乙二醇（PEG）和氯化钙溶于去离子水中，在 80 ℃的水浴中加热并搅拌2 h，直至完全溶解并反应；随后超声处理1 h以去除气泡，最后在 80 ℃下干燥2 h，制得离子导电薄膜。将热加热器紧密贴合于封装后的热传感器表面，即完成T-Tac的制作。

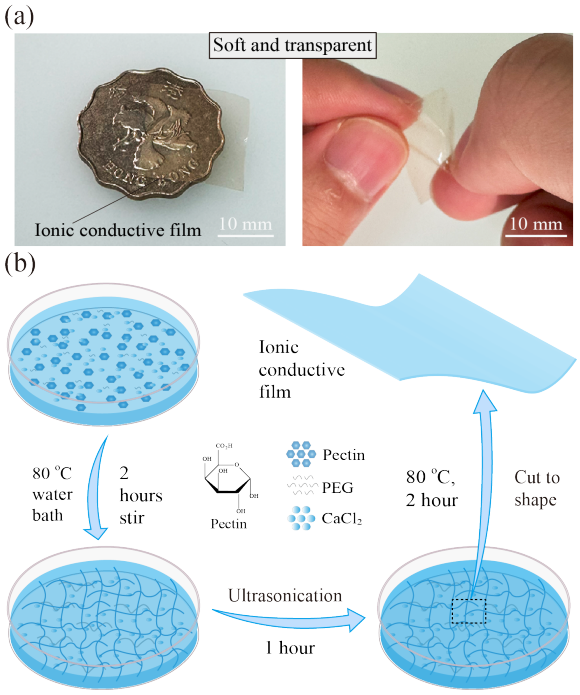


图 2. T-Tac 的器件制造。(a) 离子导电薄膜的光学照片。(b) 离子导电薄膜的示意性制造流程。

II. T-TAC 的设计

A. 器件设计

材料相关的瞬态热传递为热触觉辨别提供了依据 [21]。T-Tac 将用于热激励的加热器与用于记录接触响应的温度传感器结合起来。如图 1 所示，加热器由 PI 基底和铁铬铝电极构成。温度传感器采用夹层结构，由 PI 胶带、离子导电薄膜和柔性印刷电路板（FPCB）构成。这种基于薄膜的组件便于安装到机器人末端执行器上。

B. 器件制造

尺寸为 $20 \times 20 \times 0.15$ mm、电阻为10 Ω的热加热器由供应商定制提供；热传感器则采用简单的夹层结构，由PI胶带作为顶部绝缘层、离子导电薄膜作为感测层，以及FPCB作为底部电极组成。PI胶带和FPCB由嘉立创集团供应，因此只需制备离子导电薄膜

C. 硬件设计与系统集成

T-Tac 的硬件架构由传感模块、数据采集模块和数据处理模块组成，如图 3 所示。系统的核心控制单元为 ESP32-C6 微控制器（MCU）。电阻测量由 M180 LCR 电桥模块执行，电源开关器件为 AO3400A N沟道 MOSFET。PI加热膜的一端连接至 USB接口提供的 5 V 电源，另一端则通过 MOSFET 连接至控制电路。微控制器通过控制 MOSFET 的通断来调节加热膜的占空比，从而间接调节加热温度。热加热器引起温度变化时，热传感器的电阻会相应变化。LCR模块实时采集电阻值并将数据传输至微控制器，随后由微控制器将数据上传至计算机进行进一步处理和分析。

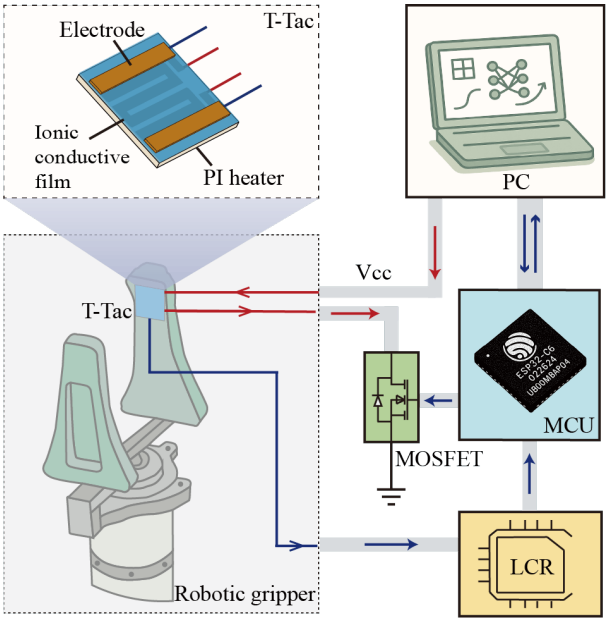


图 3. T-Tac 的硬件设计与系统集成，展示了 PWM 控制加热、电阻采集以及向主机传输数据。

III. T-Tac 建模

A. 热加热器原理

热加热器在印制于 PI薄膜上的金属电路中产生焦耳热（图 4） [23]。热量经由薄膜传导并散发至周围环境。在稳态下，忽略低工作温度下的辐射，电输入与传导和对流换热之间的平衡关系可表示为

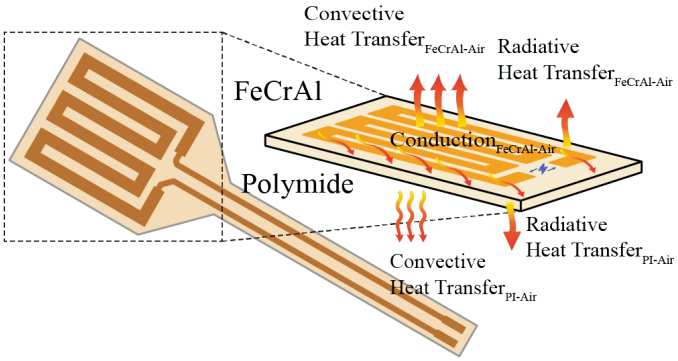


图 4. 热加热器原理：一种基于聚酰亚胺的薄型加热薄膜，通过焦耳加热产生可控热量，并通过传导、对流和辐射交换能量。

$$RI^2 = \lambda_m S_m \frac{\Delta T}{\Delta x} + h_a S_a \Delta T. \quad (1)$$

其中， R 和 I 分别为加热器的电阻和电流， λ_m 和 S_m 分别为薄膜的导热率和有效传导面积， h_a 和 S_a 分别为对流换热系数和面积。沿传导长度 Δx 的温差 ΔT 定义了热梯度。因此，可以通过输入功率调节加热器温度。

B. 热感知原理与瞬态热响应

T-Tac 通过离子导电薄膜，将接触界面的瞬态温度转换为电阻信号。如图 5(a) 所示，钙离子在交联果胶网络的导电通道中迁移 [24]。温度升高会加快离子迁移，降低电极间的电阻 E_1 和 E_2 从 R_0 到R_1；冷却则使电阻升高至 R_0。这种负温度系数使薄膜能够捕捉加热和冷却响应。

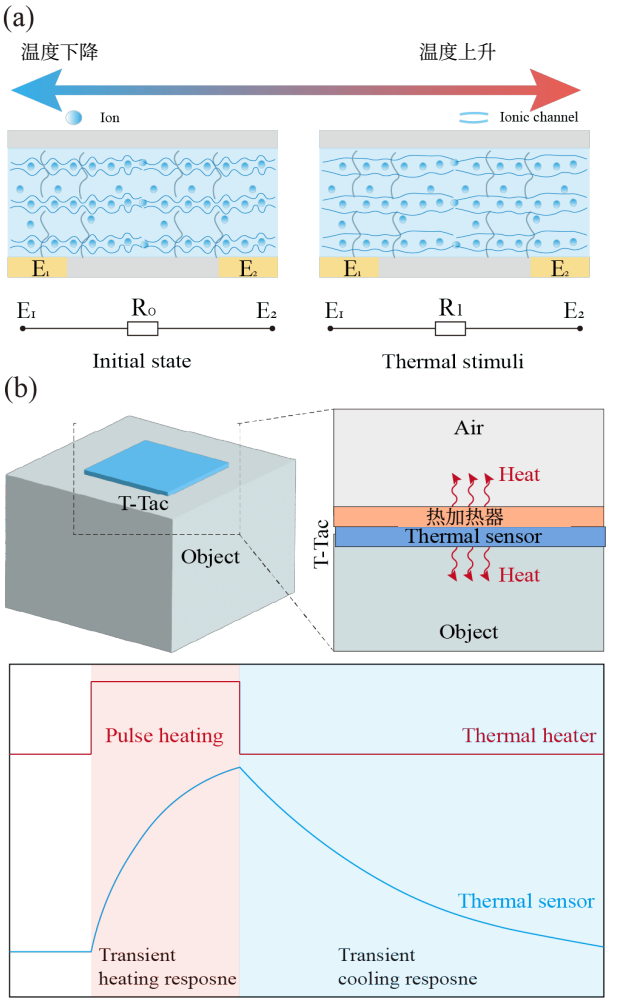


图5. 热感知与瞬态热响应原理。(a) 离子导电薄膜中随温度变化的离子迁移和电阻变化。(b) 脉冲激励产生的单侧热接触以及加热和冷却响应。

如图 5(b) 所示，短暂的加热脉冲会使界面温度升高；脉冲结束后，随着热量散入样品和周围环境，温度逐渐下降。由此产生的温度历程取决于材料的热学性质，并通过薄膜电阻进行测量。该过程遵循瞬态平面热源（TPS）原理 [25]，其中 T-Tac 在单侧配置中与样品的一个表面接触 [26]。对于短脉冲，可近似认为热量通过传导进入两侧具有恒定性质的半无限介质。热扩散率为 $\kappa = \lambda/(\rho c)$，

其中， λ、 ρ 和 c 分别表示热导率、密度和比热容量。

将两侧的界面温度响应相等，并应用拉普拉斯变换，可得传递给样品的功率：

$$P_s = P_0 \left[1 + \frac{\lambda_b}{\lambda}\left(\frac{\kappa}{\kappa_b}\right)^{1/2}\right]^{-1}. \tag{2}$$

其中， P_0 为总加热功率，下标 b表示背景介质。在这些假设下，功率分配保持不变。将 P_s 代入TPS温度响应可得

$$\Delta\overline{T}(\xi) = \frac{2P_0 D(\xi)}{\pi^{3/2} a\lambda\left[1 + (\lambda_b/\lambda)(\kappa/\kappa_b)^{1/2}\right]}. \tag{3}$$

其中， a 为平面热源的特征尺寸， $\xi = \sqrt{\kappa t}/a$ 为无量纲时间， D（ξ）为TPS响应函数。变量 t 表示加热经过时间。根据上述半无限假设，该理想化关系将接触响应与材料的热学性质联系起来。有限传感器几何结构、热容量和接触热阻会影响其在定量推断材料性质时的应用。T-Tac以测得的瞬态响应作为材料分类的输入。

C. 瞬态热响应仿真

使用实验传感器和样品尺寸，在COMSOL中对12种材料进行了有限元仿真。T-Tac施加了2.5 s的加热脉冲，并记录了加热和冷却过程中的接触界面温度。当 $V = 5$ V且 $R = 10$ Ω时，电功率和体积热源为

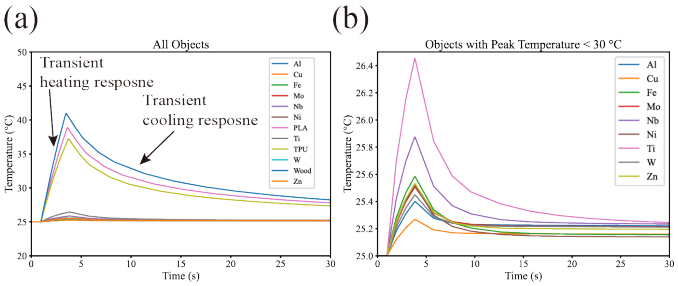


图 6. 12 种不同材料的瞬态热响应仿真，展示了各异的加热和冷却曲线，反映出材料各自的热学性质。

$$P = V^2/R = 2.5\ \text{W},$$
$$Q_{\text{vol}}(t) = \frac{P}{V_h}\begin{cases}1, & 0 \le t \le 2.5\ \text{s},\\ 0, & \text{otherwise},\end{cases} \tag{4}$$
$$P/V_h = 3.125 \times 10^7\ \text{W m}^{-3}.$$

受热体积为 $V_h = (4.0 \times 10^{-4})(2.0 \times 10^{-4})\ \text{m}^3$。传感器和样品的初始温度均为 25 °C，暴露在空气中的表面通过自然对流进行热交换。材料特性列于表I中。

表 I 受测材料的热学性质 [27]

材料	符号	k (瓦·米$^{-1}$·开尔文$^{-1}$)	C_p (J·千克$^{-1}$·开尔文$^{-1}$)	ρ (千克·米$^{-3}$)
铝	Al	205	900	2700
铜	Cu	385	385	8960
Iron	Fe	80	450	7870
钼	Mo	138	251	10200
铌	Nb	54	265	8570
镍	Ni	91	444	8900
聚乳酸	PLA	0.13	1800	1240
钛	Ti	22	522	4500
热塑性聚氨酯	TPU	0.20	1500	1200
钨	W	174	134	19300
Wood	Wood	0.12	1700	600
Zinc	Zn	116	388	7140

表 II 受测材料的热响应参数

物体	峰值温度 (°C)	升温速率 (°C/s)	$T(t) = T_\infty + A$ 指数$(-t/\tau)$ 时间常数 τ (秒)	T_∞ (°C)	A (°C)
Al	25.40	0.12	1.70	25.22	1.83
Cu	25.27	0.08	1.61	25.16	1.26
Fe	25.58	0.18	2.47	25.16	2.06
Mo	25.51	0.15	1.90	25.22	2.32
Nb	25.87	0.27	2.49	25.24	3.02
Ni	25.52	0.16	2.45	25.14	1.84
PLA	38.87	3.90	6.24	28.01	17.94
Ti	26.45	0.45	3.24	25.28	3.75
TPU	37.24	3.40	5.81	27.57	16.87
W	25.45	0.14	1.80	25.21	2.12
Wood	40.98	4.63	6.96	28.35	19.35
Zn	25.53	0.16	2.04	25.20	2.30

如图6（a）所示，加热过程中温度升高，脉冲结束后温度衰减。冷却响应可表示为

$$T(t) = T_\infty + Ae^{-t/\tau}, \qquad A = T_{\max} - T_\infty. \tag{5}$$

此处， t 从冷却开始时刻起测量， T_∞ 表示渐近温度，而 τ 表示超温降至其初始值的 $1/e$ 所需的时间。提取的参数汇总于表II。

木材、聚乳酸和热塑性聚氨酯的峰值温度高于九种金属，这是因为它们的导热率较低，促进了界面处的热积累。金属的温升较小，冷却速度也更快（图6（b））。其中，钛的峰值温度最高，这是因为其导热率和扩散率相对较低；铜的峰值温度最低，这是因为热量迅速传递至体材料中。这些差异提供了用于材料分类的热特征。

IV. T-TAC 的性能

A. 热加热器的性能

热加热器使用图中所示的平台进行了校准。7（a）和（b）所示。微控制器控制加热器，红外相机则实时监测其温度。

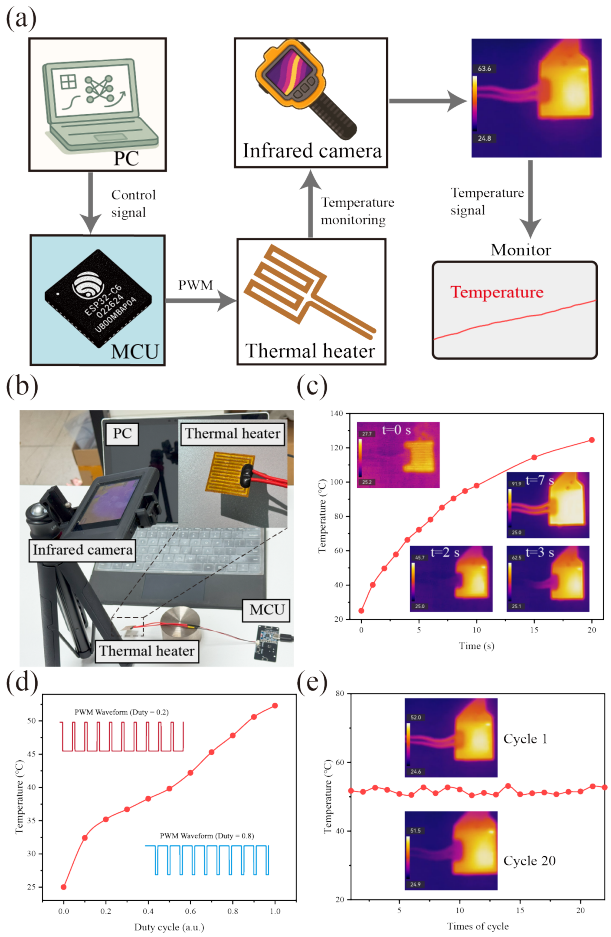


图 7. 热加热器的校准与性能。(a) 校准装置示意图。(b) 实验平台。(c) 温度随加热时长的变化。(d) 不同占空比下的最高温度。(e) 重复加热期间的最高温度。

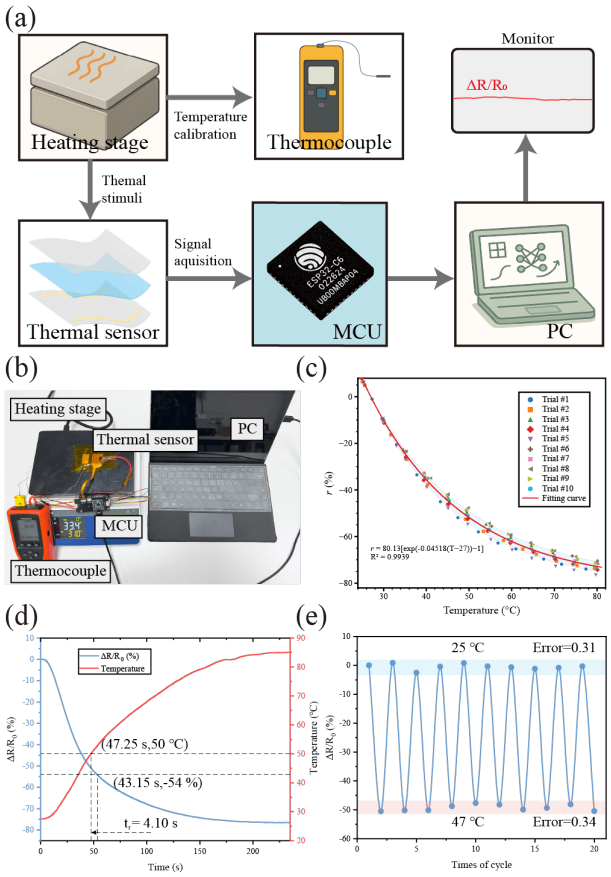


图 8. 热传感器的校准与性能。(a) 校准示意图。(b) 热传感器实验平台。(c) 热传感器的传感校准曲线。(d) 热传感器的动态性能。(e) 热传感器的重复性表现。

在5V 电压下，随着散热增加，加热器温度会随加热时长非线性升高（图7（c））。对于固定的3 s 加热时长，最高温升与 PWM 占空比近似呈线性关系（图7（d）），从而能够控制热激励。在5 V 电压下重复加热3s，产生的峰值温度相近，仅有微小波动（图7（e）），证明了热刺激具有良好的重复性。

B. 热传感器的性能

热传感器在加热台上进行校准，并以热电偶作为温度参考（图 8(a) 和 (b)）。加热台温度以 2 °C 为增量逐步升高，并记录归一化电阻变化。参考电阻 R_0 在室温下测量。与图 8(c) 一致，校准响应表示为 $r = 100(R - R_0)/R_0$，单位为百分比。十次校准测量显示出递减指数响应；表III 总结了拟合关系，其中 x 表示摄氏温度。

在动态测试中，T-Tac 和加热台最初均处于 25 °C。加热台设定为 80 °C，而热电偶测得在 235 s 时表面温度为 85 °C，因为加热台控制点与表面测量点不同。以热电偶为参考，随着加热台升温，传感器电阻呈指数下降（图8（d）），响应时间列于表 III。

在室温和 47 °C之间进行十个循环，评估重复性，并通过热电偶进行校准（图 8(e)）。标准误差 $\sigma/\sqrt{n}$ 为 0.31 和0.34，分别对应 25 °C和 47 °C，表明各循环中的电阻响应一致。在室温和高温下，进一步研究了施加力为2 N 时的温度响应（图 9(a)）。加热前，信号保持在 25.15 °C附近；加热后则达到约 43.75 °C，放大曲线显示信号围绕局部基线反复波动（图 9(b) 和 (c)）。这些测量结果表征了两种温度下施加力作用时的温度感测性能。

V. 验证实验

A. 实验平台与数据采集

为验证使用 T-Tac 的单面TPS方法进行材料识别的有效性，如图 10（a）所示，我们对 12种材料进行了实验。在每次实验中，T-Tac 均附着在一个小立方体的顶面上；对于每种材料，在相同条件下进行了 30 次独立测试（总计 360 条记录）。在测量过程中，

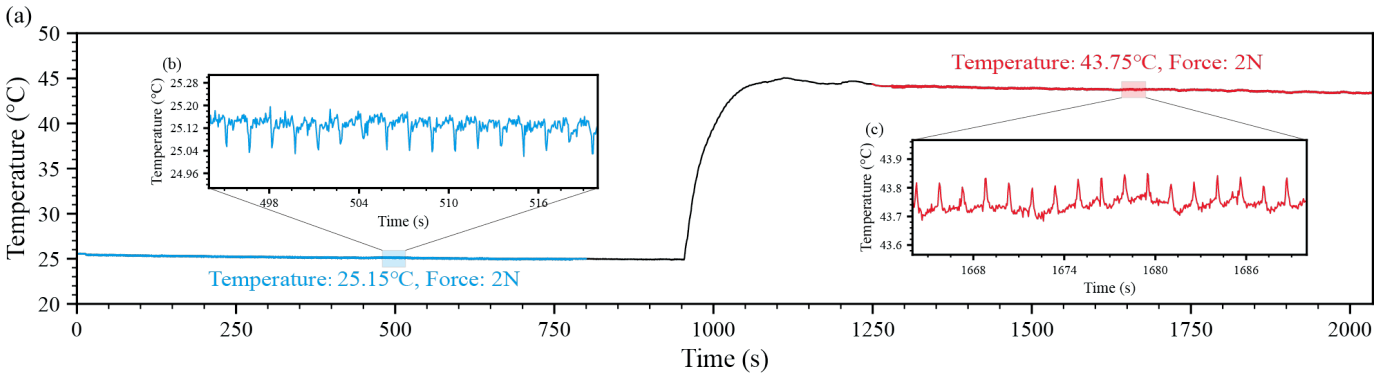


图 9. 热传感器在 2 N 力作用下的温度响应。(a) 室温阶段和加热阶段记录的温度。(b) 25.15 °C 附近的放大响应。(c) 43.75 °C 附近的放大响应。

表 III 热传感器的传感参数

传感参数	结果
范围	25–80 °C
拟合方程	$r = 80.13[\exp(-0.04518(x-27)) - 1]$
平均灵敏度	$-1.46\%/°C$
决定系数	0.99
响应时间	4.10 秒
重复性误差	0.34

T-Tac 首先以 5 V 电压施加持续 3 s 的受控加热脉冲，随后自然冷却至室温（RT），同时捕获完整的加热与冷却瞬态响应。这种受控的热激励确保在一致条件下获得不同材料的热响应，从而有效减小环境干扰对实验结果的影响。

用于验证 T-Tac 在机器人末端执行器上部署的实验平台如图10(b) 所示。在该装置中，T-Tac 使用 PI胶带固定在机器人夹爪的内表面，传感数据则通过数据处理板传输至 PC，如图10(c) 所示。实验过程中，机器人抓取物体，并采用单面 TPS 方法获取其瞬态热响应曲线，随后使用所开发的混合物理数据驱动算法框架进行材料识别。

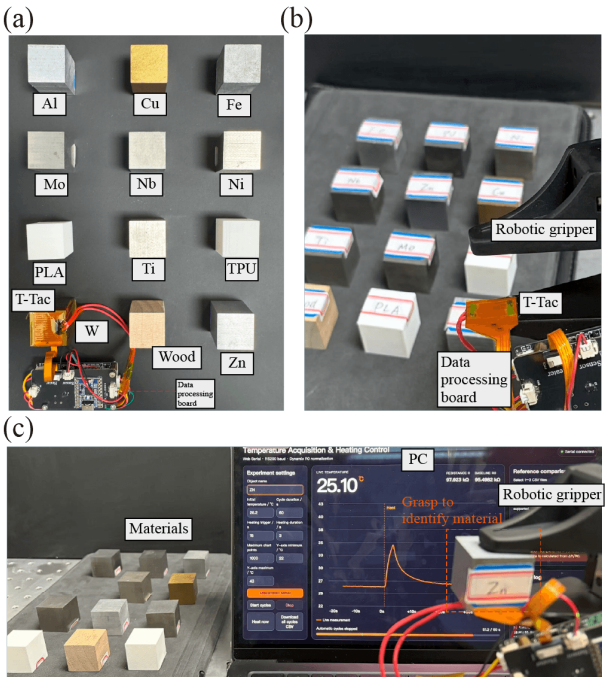


图 10. 热触觉测量实验平台。(a) 受测材料。(b) 安装在机器人夹爪上的 T-Tac。(c) 测量装置，以及脉冲加热和冷却过程中的瞬态热响应显示。

B. 混合热特征与时间序列分类框架

基于学习的方法已被用于触觉重建 [28] 和压力识别 [29]。所提出的分类框架结合提取的热描述符与学习得到的时间序列表征，根据材料的瞬态热响应识别材料（图 11）。同一组测得的温度序列被输入两条并行的特征提取路径。在热特征路径中，特征提取模块将瞬态测量值转换为热描述符向量。在时间序列路径中，卷积神经网络（CNN）使用

使用大小为 1×5 和 1×25 的卷积核，以捕捉不同时间尺度上的响应模式。较小的卷积核表示局部变化，而较大的卷积核则覆盖更宽的时间上下文。随后，将得到的 CNN 特征与提取的热特征拼接，形成一个 48 维融合特征向量。接着，将该向量输入 ExtraTrees分类器，得到最终的材料预测。因此，融合发生在特征层面，使分类器能够在构建决策边界时联合利用这两种表示。该架构将显式提取的热信息与直接从温度序列中学习到的模式相结合，为区分瞬态响应相似的材料提供互补输入。分类性能通过使用十个随机种子（2021–2030）的随机五折交叉验证进行评估，

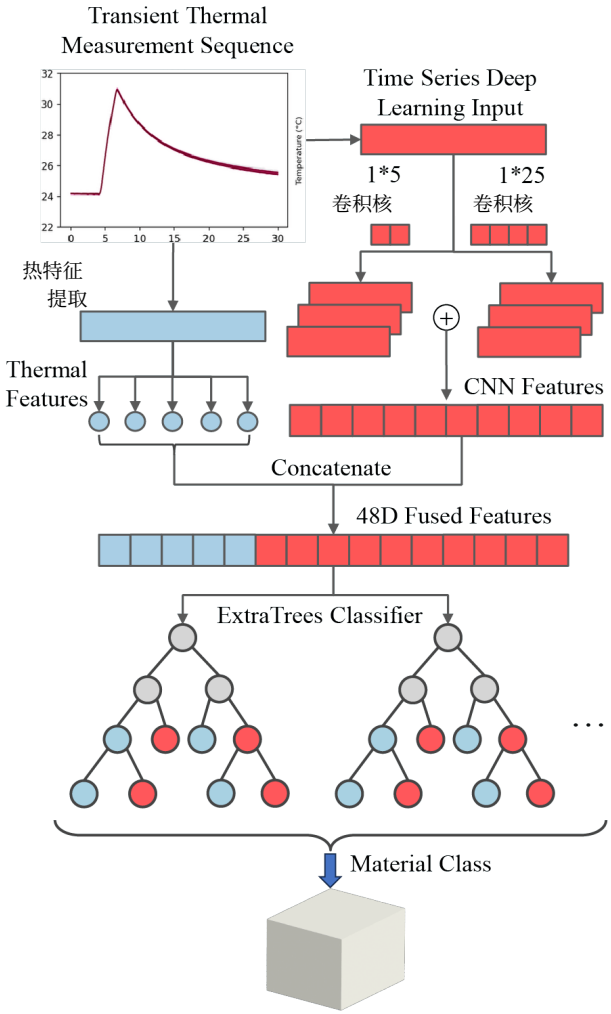


图 11. 基于热特征与 CNN 特征融合的材料分类框架。热描述符与多尺度 CNN 特征进行拼接，并输入 ExtraTrees 分类器以实现材料识别。

在所有观测窗口和特征集之间采用相同的非分层划分，且所有训练轮次选择、预处理和特征选择均仅限于训练数据。表 IV 报告了 50 个测试折准确率的平均值和样本标准差。

表 IV 比较了观测时间为 3 至 15 秒时的三种特征集。在 3 秒时，融合的准确率为 65.42%，略高于 CNN 特征（65.03%）；在 5 秒时，热特征表现最佳（87.86%，而融合为 86.14%）。在 8 至 15 秒的所有评估窗口中，融合的平均准确率最高。在 10 秒时，其峰值为 $92.69 \pm 3.59\%$，分别比热特征和 CNN 特征高 1.13 和 5.91 个百分点。将观测时间延长至 12 秒和 15 秒，准确率分别达到 92.53% 和 92.61%，但平均准确率没有进一步提升。因此，10 秒在分类准确率与观测时间之间实现了实用的平衡。

图 12(a) 根据测试预测结果在10 个观测窗口内的正确性进行分组，以考察热特征模型与 CNN 特征模型之间的互补性。当热特征模型预测错误而 CNN 特征模型预测正确时，融合的平均纠错

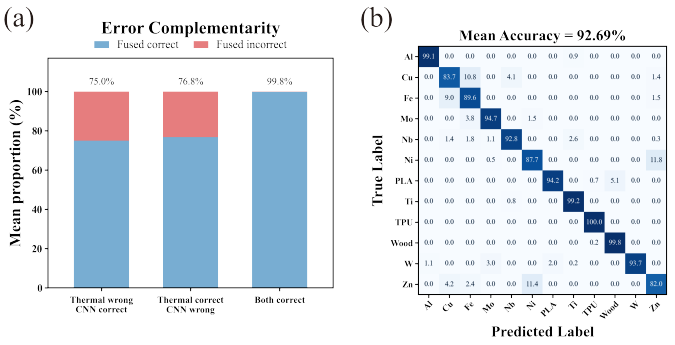


图 12. 观测窗口为 10 秒时的分类性能。(a) 融合分类器的平均条件准确率，按热特征分类器和 CNN 特征分类器的预测正确与否分组。蓝色和红色部分分别表示融合分类器预测正确和错误。(b) 融合分类器对 12 种材料的混淆矩阵。

表 IV 不同观测时间下的分类准确率

Time	热特征 准确率（%）	CNN 特征 准确率（%）	融合特征 准确率（%）
3 s	58.00 ± 5.86	65.03 ± 5.64	65.42 ± 5.38
5 s	87.86 ± 4.32	81.89 ± 4.51	86.14 ± 3.75
8 s	90.36 ± 3.78	86.25 ± 3.68	91.28 ± 3.09
10 s	91.56 ± 3.33	86.78 ± 3.95	92.69 ± 3.59
12 s	90.97 ± 3.50	88.00 ± 3.61	92.53 ± 3.49
15 s	91.06 ± 3.42	89.33 ± 3.22	92.61 ± 3.25

率为 75.0%；相反，当只有热特征模型预测正确时，纠错率为 76.8%。这些结果表明，融合受益于两种特征路径，且后一组的纠错率略高。对于两个模型均正确分类的预测，融合平均保留了 99.8% 的正确预测，在很大程度上保留了它们共同取得的成功。图 12(b) 展示了针对 12种材料的融合分类器混淆矩阵，平均测试准确率为 92.69%，预测结果集中在主对角线上。热塑性聚氨酯的召回率达到 100.0%，而铝、钛、木材、聚乳酸、钨和铌的召回率分别为 99.1%、99.2%、99.8%、94.2%、93.7% 和 92.8%。明显的混淆出现在铜与铁之间，以及镍与锌之间。错误还包括将聚乳酸预测为木材（5.1%）或热塑性聚氨酯（0.7 %）。因此，融合表示能够有效区分大多数受测材料，但某些金属之间以及部分非金属类别之间仍存在混淆。

C. 夹爪安装式测量示例

开发了一个主机计算机界面，用于显示夹爪安装测量期间的瞬态热响应和分类输出。如图13(a)所示，系统首先根据当前温度进行对准。随后，夹爪抓取一个物体，T-Tac 测量其对加热脉冲的响应。将从热激励开始的10秒片段输入分类模型，并在界面上显示预测的材料。图 13(b)展示了测量与显示过程的示例。这些示例说明了 T-Tac 及其采集链在机器人夹爪中的集成。

表V 用于材料识别的代表性热学与多模态触觉系统

Work	热学机制	传感器结构	已报道时间	报告的结果	机械form
[30]	主动加热	PI基底上的金加热器和镍电阻温度检测器基底	NA	>90%盲测	柔性薄膜
[31]	具有热感知和振动感知	具有热感知和振动通道	0.28 秒平均值首次识别	1.02% 误差递归协议	刚性内核，柔性外皮
[32]	预热的 BioTac，具有热感知和振动感知	BioTac 指尖，具有热感知和振动通道	20 秒按压加上滑动	86.19%	刚性内核，柔性外皮
[33]	加热型 BioTac，带有热和振动感知	具备热感知和振动通道	0.28 秒平均值首次识别	98.6%	刚性内核，柔性外皮
[34]	主动加热（471 mW 直流）	铜加热器、金电阻温度检测器和 PDMS封装	15 秒静态接触 + 10秒滑动	98%50次试验	柔性传感层
T-Tac	主动脉冲加热（单面TPS）	PI加热器和离子薄膜温度传感器位于FPCB基板上	3秒脉冲10秒观测	92.69%	Film组件

报告的时间遵循原始协议，并且探索动作和决策标准各不相同。准确率和时间无法直接跨材料集进行比较。

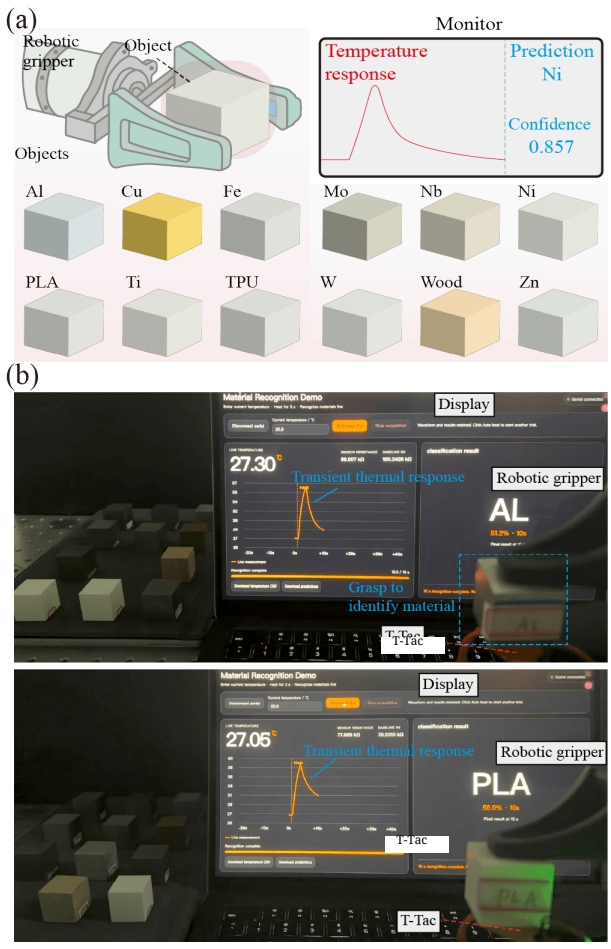


图 13. 夹爪安装式热感知示例。(a) 测量与分类界面的示意图。(b) 夹爪安装式测量照片，以及采集到的响应和显示的模型输出。

VI. 与相关工作的比较

表V 从热激励、传感器结构、测量协议和识别性能等方面比较了具有代表性的热触觉系统。柔性加热器/电阻式温度检测器（RTD）器件在薄基底上集成了热量产生和温度感测[30]。基于 BioTac 的方法在由刚性内核和柔性外皮构成的指尖中结合了温度感测与振动感知 [31]–[33]。其他设计则将加热器和 RTD 与柔性传感层集成在一起 [34]。

T-Tac 将 PI加热器与离子导电薄膜温度传感器集成于薄膜组件中。在材料分类实验中，3 s 的加热脉冲激发接触响应，薄膜电阻的变化则记录由此产生的加热和冷却瞬态。分类器将提取的热特征与基于同一测量响应获得的卷积神经网络时间序列表征相结合。表 IV报告了 92.69% 的平均测试折准确率，测试对象为 12 种受测材料，观测窗口为 10s。脉冲持续时间规定了热激励，而观测窗口则定义了用于分类的信号区间。

表V 中的研究采用了不同的材料集和接触协议，包括按压和滑动，且报告的时间采用了不同的决策标准。因此，其结果反映的是各自测量条件下的性能。夹爪安装式示例展示了如何将薄膜组件和采集链集成到机器人接触测量中。在这一实现方案中，传感元件安装在夹爪表面，使末端执行器具备热材料感测能力。

VII. 结论

本文开发了 T-Tac，这是一种柔性主动热触觉传感器，它将 PI薄膜加热器与离子导电薄膜集成，以紧凑且柔性的形式实现单侧瞬态热测量。通过脉冲加热并记录瞬态热响应，T-Tac 可提供主动热激励和灵敏的温度检测。该分类框架将提取的热描述符与 CNN时间序列特征拼接，并使用 ExtraTrees分类器进行材料预测。在对 12 种受测材料进行的实验中，采用 10秒观测窗口时，平均测试折准确率达到 92.69%。夹爪安装式测量进一步展示了如何将传感器和采集链集成到机器人末端执行器中。这些结果支持在所报告的测量条件下进行主动热材料分类。未来工作将重点研究不同体积和表面状况物体的材料识别，以提升真实场景中的泛化能力，并扩大所研究材料的范围。

参考文献

[1] S. S. Kannan、V. L. N. Venkatesh 和 B.-C. Min，“SMART-LLM：使用大语言模型进行智能多智能体机器人任务规划”，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*）论文集，2024年10月，第12 140–12 147页。[2] T. Xue、W. Wang、J. Ma、W. Liu、Z. Pan 和 M. Han，“物理人机交互中多模态融合方法的进展与展望：综述”，*IEEE Sensors J.*，第20卷，第18期，第10 355–10 370页，2020年9月。[3] Y. Zhou、J. Zhao、P. Lu、Z. Wang 和 B. He，“TacSuit：面向协作机器人的可穿戴式大面积仿生多模态触觉皮肤”，*IEEE*工业电子学汇刊，第71卷，第2期，第1708–1717页，2024年2月。[4] Z. Kappassov、J.-A. Corrales 和 V. Perdereau，“灵巧机器人手中的触觉感知——综述”，机器人与自主系统，第74卷，第195–220页，2015年12月。[5] D. Fonseca、M. Safeea 和 P. Neto，“一种用于连接协作机器人的柔性压阻式/自电容混合力与接近传感器”，*IEEE Trans. Ind. Informat.*，第19卷，第3期，第2485–2495页，2023年3月。[6] G. Canavese、S. Stassi、C. Fallauto、S. Corbellini、V. Cauda、V. Camarchia、M. Pirola 和 C. F. Pirri，“用于机器人触觉应用的压阻柔性复合材料”，*Sens. Actuators A, Phys.*，第208卷，第1–9页，2014年2月。[7] K. Shin、D. Kim、H. Park、M. Sim、H. Jang、J. I. Sohn、S. N. Cha 和 J. E. Jang，“采用针式模块的人工触觉传感器：用于深度轮廓和表面形貌检测”，*IEEE*工业电子学汇刊，第67卷，第1期，第637–646页，2020年1月。[8] P. Maiolino、M. Maggiali、G. Cannata、G. Metta 和 L. Natale，“一种适用于机器人的柔性、坚固型大规模电容式触觉系统”，*IEEE Sensors J.*，第13卷，第10期，第3910–3917页，2013年10月。[9] X. Liu、W. Yang、F. Meng 和 T. Sun，“使用配备电容式触觉传感器阵列的机器人手和机器学习进行材料识别”，*IEEE Trans. Instrum. Meas.*，第73卷，2024年，文章编号9508309。[10] S. Xie、Y. Zhang、H. Zhang 和 M. Jin，“用于机器人操作的三轴电磁触觉传感器的开发：具有可调灵敏度和测量范围”，*IEEE Trans. Instrum. Meas.*，第71卷，2022年，文章编号7502409。[11] Y. Feng、Y. Zhang、Y. Liu、G. Zhang、X. Yu、J. Zhou 和 W. J. Li，“一种用于方向敏感交互感测的仿生柔性磁性纤毛触觉传感器”，*IEEE Trans. Instrum. Meas.*，第75卷，2026年，文章编号9531313。[12] J. Liu、J. Li、J. Jiao 和 H. Yuan，“通过多目标优化对3D打印柔性磁性触觉传感器进行逆向设计”，*IEEE*工业电子学汇刊，第1–12页，2026年，早期访问。[13] Y. Feng、Q. Wang、Y. Liu、J. Li、S. Hou、X. Yang、Z. Li、Y. Yi、M. Chen、G. Zhang、H. Sun 和 W. J. Li，“一种用于人机交互中高分辨率光学触觉感测的柔性机械发光皮肤”，*Adv. Sci.*，第13卷，第42期，2026年，文章编号e75507。[14] H. Liu、F. Sun 和 X. Zhang，“利用主动多模态融合实现机器人材料感知”，IEEE工业电子学汇刊，第66卷，第12期，第9878–9886页，2019年12月。[15] S. Takamuku、T. Iwase 和 K. Hosoda，“具有触觉和热觉的柔性仿人手指实现稳健的材料区分”，载于《IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）论文集》。尼斯：IEEE，2008年9月，第3977–3982页。[16] L. Wang、Y. Sun、J. Yang、X. Jia、Y. Shen、X. Chen 和 L. Yang，“用于定量纹理识别的超灵敏扭转触觉传感器及探针”，IEEE工业电子学汇刊，第1–10页，2026年，提前发表。[17] A. M. L. Kappers 和 M. A. Plaisier，“手或面部以外身体部位的热觉感知及所用热学装置”，IEEE触觉学汇刊，第12卷，第4期，第386–399页，2019年10月。[18] L. A. Jones 和 M. Berris，“材料区分与热觉感知”，载于《第11届触觉接口、虚拟环境与远程操作系统研讨会论文集》，2003年3月，第171–178页。[19] E. H. Adelson，“看见物质：人类和机器对材料的感知”，载于SPIE《人类视觉与电子成像VI》论文集，第4299卷。SPIE，2001年6月，第1–12页。[20] W. Yang、Z. Liu、Y. Cao 和 L. Xie，“用于离散关节连续体机器人的基于温度的接触感知与力估计”，IEEE工业电子学汇刊，第73卷，第1期，第973–983页，2026年1月。[21] K.-F. Wu、T.-F. Cao、W.-B. Li、H. Zhang 和 G.-H. Tang，“定量评估自然对流效应对瞬态平面热源法热导率测量的影响”，热工程案例研究，第45卷，2023年5月，文章编号102933。[22] Y. Feng、J. Li、C. Wu、S. Hou、Y. Liu、H. Sun、M. Chen、Z. Li、Z. Li、G. Zhang、S. Wang、V. A. L. Roy、X. Yu 和 W. J. Li，“内在力–温度自解耦使柔性离子皮肤实现类人触觉感知”，ACS Nano，第20卷，第31期，第22 195–22 214页，2026年。[23] Q. Huang、W. Shen、X. Fang、G. Chen、J. Guo、W. Xu、R. Tan 和 W. Song，“基于嵌入银纳米线的聚酰亚胺薄膜制备的高柔性透明薄膜加热器”，RSC Advances，第5卷，第57期，第45 836–45 842页，2015年5月。[24] R. Di Giacomo、L. Bonanomi、V. Costanza、B. Maresca 和 C. Daraio，“用于人工皮肤的仿生温度传感层”，Science Robotics，第2卷，第3期，2017年2月，文章编号eaai9251。[25] T. Log 和 S. E. Gustafsson，“用于测量建筑材料热输运性质的瞬态平面热源（TPS）技术”，Fire and Materials，第19卷，第1期，第43–49页，1995年1月。[26] Q. Ai、Z.-W. Hu、L.-L. Wu、F.-X. Sun 和 M. Xie，“一种基于瞬态平面热源技术的液体热导率单面测量方法”，国际传热与传质期刊，第109卷，第1181–1190页，2017年6月。[27] G. Grimvall，《材料热物理性质》。爱思唯尔，1999年9月。[28] H. Dong、R. B. Liu、S. Teng、D. Hu、S. P. E、F. Giorgio-Serchi 和 Y. Yang，“利用柔性电阻抗断层成像和预训练Transformer实现高效触觉感知”，IEEE工业电子学汇刊，第73卷，第3期，第4977–4988页，2026年3月。[29] J. Chu、J. Cai、L. Li、Y. Fan 和 B. Su，“通过可视化实现分布式触觉压力识别与理解的双线性特征融合卷积神经网络”，IEEE工业电子学汇刊，第69卷，第6期，第6391–6400页，2022年6月。[30] J. Engel、N. Chen、C. Tucker、C. Liu、S.-H. Kim 和 D. Jones，“用于物体识别的柔性多模态触觉传感系统”，载于《第五届IEEE传感器会议论文集》。大邱：IEEE，2006年10月，第563–566页。[31] A. G´omez Egu´ıluz、I. Ra˜n´o、S. A. Coleman 和 T. M. McGinnity，“通过触觉感知实现连续材料识别的多模态方法”，载于《IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS）论文集》。韩国大田：IEEE，2016年10月，第4912–4917页。[32] E. Kerr、T. M. McGinnity 和 S. Coleman，“利用触觉感知进行材料识别”，Expert Systems with Applications，第94卷，第94–111页，2018年3月。[33] A. G´omez Egu´ıluz、I. Ra˜n´o、S. A. Coleman 和 T. M. McGinnity，“通过递归式触觉感知实现多模态材料识别”，机器人与自主系统，第106卷，第130–139页，2018年8月。[34] B.-G. Bok、J.-S. Jang 和 M.-S. Kim，“利用具有多模态触觉感知能力的机器人指尖模块识别物体纹理”，应用科学，第11卷，第11期，2021年6月，文章编号5256。



Jiankun Li （IEEE学生会员）于2023年获得中国南京南京航空航天大学自动化工程学士学位，并于2024年获得中国香港特别行政区香港大学电子工程硕士学位。目前，他正在中国香港特别行政区香港城市大学机械工程系攻读博士学位。他目前的研究兴趣包括触觉传感器和人工智能。



Yu Feng （IEEE会员）于2020年获得中国哈尔滨哈尔滨工程大学测量与自动化专业工学学士学位，并于2024年获得中国香港特别行政区香港城市大学机械工程博士学位。随后，他于2024年至2026年在香港城市大学担任博士后。目前，他是新加坡国立大学机械工程系的研究员。他的研究兴趣包括机器人感知、触觉传感器、以及机器人操作。



Yehui Liu （IEEE学生会员）于2024年获得中国秦皇岛东北大学秦皇岛分校自动化专业理学学士学位。目前，他正在中国香港城市大学攻读博士学位。他目前的研究兴趣包括机器学习和传感器信号处理。



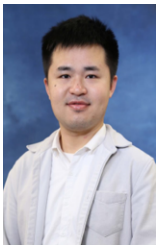
Meng Chen 于2013年获得中国深圳深圳大学软件工程学士学位，并于2021年获得香港香港城市大学机械工程博士学位。他目前是香港城市大学的博士后。他目前的研究兴趣包括传感器网络、运动分析和人工智能。



Rui Luo 获清华大学工学学士学位，并获康奈尔大学博士学位。他的研究兴趣包括统计信号处理和复杂网络。目前，Rui Luo 是香港城市大学系统工程系助理教授。他目前的研究兴趣包括网络分析、机器学习和智能系统。



Guanglie Zhang （IEEE高级会员）于1997年、2000年和2003年分别获西安交通大学电子工程学士学位、硕士学位以及控制科学与工程博士学位。该校位于中国西安。他现任中国香港特别行政区香港城市大学机械工程系研究副教授。他的研究兴趣涵盖纳米技术、运动识别和复杂传感器网络融合。



Jianshu Zhou （IEEE会员）于2020年获得香港大学机械工程博士学位。他目前是新加坡国立大学机械工程系的助理教授。在此之前，他曾在加州大学伯克利分校机械工程系机械系统控制实验室担任博士后学者。他还曾任香港中文大学研究助理教授。他的研究兴趣包括机器人学和机电一体化、机器人抓取与操作、具身智能和物理人工智能，以及多模态感知、数据采集和物理交互。



Wen Jung Li （IEEE会士）于1987年和1989年分别获得美国加利福尼亚州洛杉矶南加州大学航空航天工程学士和硕士学位，并于1997年获得加州大学洛杉矶分校航空航天工程博士学位。1997年至2011年，他在香港中文大学（CUHK）机械与自动化工程系任职。在加入香港中文大学之前，他曾在美国国家航空航天局/加州理工学院喷气推进实验室（美国加利福尼亚州帕萨迪纳）、航空航天公司（美国加利福尼亚州埃尔塞贡多）和 Silicon Microstructures Inc.（美国加利福尼亚州弗里蒙特）担任研发职务，美国加利福尼亚州。他获授加拿大工程院（CAE）国际院士、美国国家人工智能院（NAAI）会员、欧洲工程院（EAE）院士、IEEE会士、美国机械工程师学会会士、亚太人工智能协会（AAIA）会士，并入选中国科学院百人计划。他于2016年和2017年担任IEEE纳米技术理事会主席。目前，他担任香港城市大学机械工程系讲座教授，并出任副校长（人才与国际战略）。他的研究兴趣包括人工智能赋能传感器、多模态触觉感知和智能信息物理传感器。