基于电容式电子皮肤和深度学习的软体操作器触觉与形变感知

Delin Hu[1], Zhou Chen[1], Paul Baisamy[2],Zhe Liu[1], Francesco Giorgio-Serchi[2] 和 Yunjie Yang[1*1]
SMART Group，数字通信研究所，工程学院，爱丁堡大学[2]集成微纳系统研究所，工程学院，爱丁堡大学

*通讯请联系：电子邮箱：y.yang@ed.ac.uk

arXiv:2305.01545v1 [cs.RO] 2 May 2023

摘要

软体机器人的触觉传感仍然极具挑战性，因为传感器在驱动及与环境交互过程中会受到接触信息与形变信息耦合的影响。这往往会造成严重干扰，使触觉传感与几何形变难以解耦。为解决这一问题，本文提出一种采用稀疏电极分布并结合深度学习进行信息解耦的柔性电容式电子皮肤。我们的方法成功将触觉传感与几何形变分离，使软体气动执行器在同时受到内部（驱动）和外部（手动操作）作用力时仍能实现触摸识别。采用多层感知机后，所提出的电子皮肤在一系列形变条件下实现了 99.88% 的触摸识别准确度。结合先验知识后，基于 Transformer 的架构能够有效跟踪软体执行器的形变。即使在不同充气状态和物理接触造成额外信号变化、进而干扰形变跟踪的工作条件下，操作器位置重建的平均距离误差仍低至 2.905±2.207 毫米。这些发现为开发能够赋予软体机器人本体感知和外感受能力的电子皮肤提供了切实可行的方向。

1 引言

机器人不再局限于传统应用场景（例如大规模工业制造），而是日益应用于我们生活的方方面面 [1], ，例如康复机器人 [2], 、手术机器人 [3] 和社交机器人 [4]。在这些新兴应用中，机器人需要安全、高效地与人类和环境交互。触觉传感是提升自主性和实现可信人机交互的先决条件。柔性电子皮肤是一种备受关注的潜在解决方案。由于具有高度可变形的特性，这类电子皮肤能够提升人机交互过程中的安全性，并使触觉传感器可部署于不规则表面 [5]„ 从而适用于各种机器人平台。

过去几十年来，许多研究围绕触觉电子皮肤展开，这些电子皮肤依赖各种换能机制 [6], ，例如电容式 [7], 、电阻式 [8] 和压电式 [9] 方法。近年来，电阻/阻抗层析成像（ER/IT）已被引入该领域 [10] ，并在刚性机器人 [11的大规模触觉传感方面展现出良好前景15]。与在感兴趣区域（ROI）内密集部署触觉传感单元不同，电阻/阻抗层析成像（ER/IT）仅利用有限数量的边界电极，就能估计感兴趣区域（ROI）内的电导率分布。电极的稀疏性是电阻/阻抗层析成像（ER/IT）的一项显著优势，因为它能够有效降低传感器制造和部署的成本与复杂性。

近年来，软体机器人在人机交互方面展现出巨大潜力 [16]。然而，与刚性机器人相比，软体机器人的触觉传感要

困难得多。挑战主要来自两个方面。首先，大多数现有的柔性触觉传感器对物理接触和本体变形都很敏感 [17]。这意味着读出信号容易受到形变干扰，从而大幅增加了从信号包络中解码所需触觉信息（例如接触位置和力）的复杂度。以往的大多数研究仅在不可变形基底上展示了触觉传感性能，未考虑几何变形的影响 [11, 18, 19]。此外，由于布线以及与读出电子设备接口方面的限制，单位面积内可部署的柔性触觉传感器数量有限。因此，应优先采用依赖稀疏传感器布局的方法。

本文介绍了一种受电容层析成像（ECT）启发的柔性电子皮肤 [20], 。ECT 是一种与电阻层析成像（ERT）类似的电学层析成像方法；本文还提出了基于学习的电子皮肤数据转换方法。与现有的电容式触觉电子皮肤相比，该电子皮肤由稀疏的液态金属线状电极阵列构成，可降低制备、布线和接口连接的复杂性 [21]。通过测量这些可拉伸线状电极之间的电容，电子皮肤能够估算感兴趣区域（ROI）内的介电常数分布；该分布会随其与外部物体之间的距离及接触情况而变化。此外，采用柔性电极后，电容也会随皮肤变形而变化。介电常数和几何形状的变化会产生不同的电子皮肤响应，因此有望将信号解耦，以获取触觉和形态信息。

本工作的主要贡献如下。

- 我们提出并制备了受电容层析成像启发的电子皮肤，其采用稀疏的线状电极布局，可在干扰条件下实现触摸识别和形变跟踪。
- 我们将电子皮肤部署在软体气动操作器上，并研究其在不同充气状态和物理接触下的传感响应。
- 我们使用多层感知机（MLP）和动态实验中采集的数据，展示了在一系列充气状态下实现触点识别的效果。
- 我们展示了基于Transformer的神经网络架构的有效性：在一定先验知识的基础上，该架构可利用电子皮肤信号预测软体操纵器上部署的5个标记点在不同物理接触下的坐标。

2 柔性线状电容式电子皮肤

2.1 电子皮肤设计、制备与部署

图1.a展示了受电容层析成像启发的电子皮肤模块示意图。电容层析成像已在工业过程中得到广泛研究，尤其用于多相流测量。在这类应用中，边界电极几何结构保持不变，目标是通过电容测量确定传感区域内的介电常数分布。在电容层析成像中，两个边界电极之间的电容由 [22]

$$C = \frac{Q}{V} = -\frac{1}{V}\iint_{\Gamma} \epsilon(x, y, z)\nabla\phi(x, y, z)d\Gamma \tag{1}$$

其中， C 为电容； Q 为存储的电荷； V 为边界电极对之间的电势差； $\epsilon(x,\ y,\ z)$和 $\phi(x,\ y,\ z)$分别为传感域中的介电常数分布和电势分布； Γ 为电极表面。

将ECT型电容式传感器应用于软体机器人时，介电常数分布和电极几何形状都会发生变化，因此难以从电容数据中获取所需信息。不过，这些变化会在电容测量中形成独特模式，可用于提取触觉和形变信息。

我们提出的电子皮肤由三层组成，即保护基底、液态金属导线及界面，以及密封层。电子皮肤的尺寸为 40×110 毫米。4 根液态金属导线充当

作为电极，任意两个电极的组合构成电容器。设计了不同长度的导线，以放大触摸电子皮肤不同区域时电容信号的差异。导线宽度为 1 毫米，长度分别为 20、45、70 和 95 毫米。液态金属接口的尺寸为 5×5 毫米。

我们使用 Ecoflex 00-30 和 3D打印模具，制作带有用于液态金属导线及界面的微通道的保护基底。通过薄膜涂覆制成的硅胶膜，以未固化硅胶为黏合剂，粘接到基底上作为密封层。我们从接口注入镓铟共晶合金（镓75.5%、铟24.5%，EGaIn）墨水，并从导线末端排出空气。图 1.b 展示了电子皮肤在未变形和伸长率为 100% 时的快照。

我们选用一个三腔气动操纵器（50×120 毫米）作为测试平台。气动软体机器人常用于多种应用，能够产生不同类型的形变，例如充气和弯曲。机器人的结构如图 2 所示。每个腔室的尺寸为40×30 毫米。每个入口的宽度为 1.5 毫米。我们以未固化硅胶为黏合剂，将两个电子皮肤模块粘接到机器人表面（一个位于前部，另一个位于后部）。它们构成一个 8 电极电容式传感器阵列（每个模块含有 4 个电极），按照 8 电极电容层析成像（ECT）感测策略，每个测量帧可生成 28 个独立的电容读数。

2.2 电子皮肤表征

2.2.1 充气

使用三维向量 $\boldsymbol{p} = (p_1, p_2, p_3)$ 描述操作器的充气状态，其中 p_1、p_2 和 p_3 分别表示注入 1^{st}、2^{nd} 和 3^{rd} 腔室的空气体积。我们同时向每个腔室注入 20 ml 空气，即 $\boldsymbol{p} = (20, 20, 20)$ ml，并记录电子皮肤的响应信号。图3.a显示了充气过程中测得的28个电容读数。y轴表示校准电容 c （即电容相对变化），可通过以下公式计算：

$$c = \frac{c_t - c_0}{c_0} \tag{2}$$

其中，c_t 为当前状态下的电容读数，c_0 为参考状态（未充气状态）下的电容读数。

$\boldsymbol{p} = (20, 20, 20)$ ml 的充气可产生约 40% 的最大电容相对变化。图3.b分别显示了选取的四组电极对的电容读数。图中以红色标出了测量电极对。图3.b左侧的电容器由同一表面的电极构成，随着气动机器人的充气，电容读数增大。图右侧的电容器由不同表面的电极构成，其电容读数的变化趋势与同一表面电极对产生的趋势相反。机器人本体充气后，电极面积（与电容正相关）增大，电极间距离（与电容负相关）也变长。对于由同一表面电极构成的电容器，电极面积增大对电容变化起主导作用。对于由不同表面电极构成的电容器，电极间距离的变化更显著，因此主导了电容变化。

2.2.2 充气状态下的触摸

实施了一个两阶段实验，以展示由触摸（介电常数变化）和变形（几何形状变化）引起的电容变化差异。在第一阶段，机器人在无触摸的情况下充气至 (0,20,20) ml。然后，我们将机器人的前表面划分为 9 个区域（见图 4.a），并分别触摸每个区域。图 4.a 展示了电子皮肤的整体响应。

（0,20,20）毫升充气的电容响应与图3所示（20,20,20）毫升充气的电容响应相似。充气会同时引起所有电容读数发生变化，而

触摸则只会根据触摸点的位置改变部分读数。图4.b展示了两阶段实验期间4组所选电极对（以红色标记）的电容读数示例。这表明不同电极对具有不同的感知区域。电容读数仅反映其自身感知区域内的触摸，对该区域之外的触摸不敏感。例如，在第一张图中，电容读数在15秒至25秒间波动，在其他时段则保持稳定。这表明该电容读数对第7和第8子区域的接触敏感，不受其他子区域接触的影响。这一特性使充气和触摸引起的电容信号呈现不同模式。我们还观察到，触摸期间电容读数会出现轻微波动。这是触摸导致操作器变形（例如弯曲）所致。

3 实验与数据采集

我们开展实验以收集数据，验证使用所提出的柔性电子皮肤在变形（例如充气）过程中识别触摸的可行性。理想情况下，我们需要同时采集电子皮肤信号和接触点的位置（作为标签），用于训练和验证。然而，在动态实验中，准确确定触摸位置并不容易，因为电子皮肤并非固定在固定平台上，而是安装在可移动、可变形的操作器上。因此，我们将操作器表面划分为 18 个子区域（见图 5.a），并随机触摸各个子区域，同时记录电子皮肤信号。这样，我们便能够将子区域的编号识别为触摸点的粗略位置。

此外，我们还研究从电子皮肤信号中提取形变信息的可能性，因为形变跟踪在软体机器人技术中至关重要，且人们希望传感设备具备多种功能。对于气动机器人平台，充气信息通常是已知的，因为注入腔室的空气体积由驱动电机或泵控制。因此，我们重点关注由用户交互引起的形变，例如触摸导致的弯曲。为在实验过程中获取形变标签，我们将 5 个反光视觉标记粘贴在机器人侧面，并使用三台 OptiTrack Flex 13 摄像机实时捕捉标记的三维坐标。采集到的坐标可简要描述形变，并在后续分析中作为形变标签。

图 5.b 展示了实验平台。它包括配备八电极电容式电子皮肤和 5 个反光视觉标记的气动机器人、OptiTrack Flex 摄像机和读出电子设备（在我们之前的工作 [23] 中开发，可实现 1 fF 的电容测量分辨率，且所有测量通道的信噪比均超过 60 dB）。摄像机和读出电子设备的数据记录速度设为 30 fps。

实验包括 2 个阶段。在第一阶段，根据预设的 $\boldsymbol{p}$ 将软体操纵器充气至稳定的充气状态。 $\boldsymbol{p}$ 中的每个元素可以是 0 ml、10 ml 和 20 ml，从而组合出总计 27 种不同的充气状态。记录每次充气过程 30 s 的电容数据，并将其标注为无接触。在第二阶段，我们随机触摸机器人的一个子区域，并通过改变接触力诱发不同的形变。接触和形变过程持续 30 s。跟踪摄像机和读出电子设备在此期间同步记录数据。对于相同的充气状态，我们对 6 个不同的触摸子区域（前部 3 个和后部 3 个）实施相同的过程。

两阶段实验重复进行27次，对应27种不同的充气状态。尽管每种充气状态下只有18个子区域中的6个被触摸，但在这27种不同充气状态的实验过程中，每个子区域至少被触摸一次。预期所提出的方法具备泛化能力，能够推断未见样本的触觉信息。因此，无需在一种充气状态下采集所有子区域的接触数据。

对于触摸识别，共记录了 189 组数据（27 种不同的充气状态，每种状态下包含 6 个触摸点和 1 组无接触数据， $27\times7=189$）。每组数据包括 30 秒的电容信号（即以 30 fps 的采样速度采集的 900 帧）以及对应触摸点的索引。数据按互斥方式划分为训练（$125\times30=3750$ 秒，$3750\times30=112500$帧）、验证集（$32\times30=960$ 秒， $960\times30=28800$ 帧）和测试集（$32\times30=960$ 秒，

960×30=28800 帧）集。

对于形变跟踪，一组数据包括由摄像机记录的 30 s 电容信号和视觉标记的轨迹。手动筛除无触摸以及存在视觉遮挡问题的数据。最终获取 146 组数据，并分别划分为训练集（108×30=3240秒，3240×30=97200帧）、验证集（18×30=540秒， 540×30=16200 帧）和测试集（20×30=600 秒，600×30=18000 帧）。

4 数据分析与结果

4.1 触摸识别

4.1.1 神经网络架构

我们采用多层感知机（MLP） [24]来实现触摸点分类（见图 6）。本研究中有 19 个不同类别，包括 18 个触摸点和一种无触摸情况。MLP 的输入是单帧中的 28 个校准后的电容读数。MLP 输出一个大小为 19 的向量，表示类别概率。选择交叉熵作为损失函数。MLP 包含一个具有 128 个神经元的隐藏层。隐藏层的激活函数为 ReLU。使用 Dropout（$p = 0。1$）来防止过拟合。

4.1.2 训练

多层感知机的训练使用 PyTorch 实现。我们使用 Adam 优化器 [25] 更新可学习参数，以最小化预测触摸点与真实值之间的交叉熵损失。初始学习率设为 0.001，并每 15 个训练轮次按 1.2 的因子衰减。我们使用训练集进行 100 个训练轮次，批量大小为 256，并保存验证集上损失最小的网络。训练过程在一张 Nvidia Quadro P5000 GPU 显卡上耗时 10 分钟。

4.1.3 结果

训练后，MLP 在测试集上可达到 99.88% 的分类准确率。这表明，即使操作器本体充气导致信号受到严重干扰，所提出的柔性电子皮肤仍能利用简单的学习模型估算粗略的触摸点位置。分类结果的混淆图如图 7 所示。结果显示，测试样本的 28800 帧中仅有 34 帧被错误分类。所有错误分类均发生在相邻子区域之间。例如，子区域 2 上的 31 次触摸被错误地分类为子区域 3。这是因为相邻子区域上的触摸所产生的信号相似度较高，可能会使网络产生混淆。

4.2 形变跟踪

4.2.1 神经网络架构

基于电容信号估计视觉标记点的坐标，可视为一个集合到集合问题。为此，我们采用电容到形变变换器（C2DT） [26], ，这是一种基于 Transformer 的架构，已在我们之前的工作中开发，并成功重建了软体机器人的几何形状点云。C2DT 的结构如图 8 所示。摄像机与读数电子设备通过自动点击脚本同步，因此不同设备记录的数据之间存在轻微延迟。为缓解这一问题，我们向 C2DT 输入 10 帧校准后的电容信号。位置信号（$\boldsymbol{P}, \boldsymbol{Q}$）包含构成电容器的电极对的位置信息，有助于 C2DT 区分不同电极对生成的电容读数。我们选用估计值与真实值之间的平方误差作为损失函数。

本研究重点关注由用户交互（例如触摸）引起的形变，而非充气过程（在大多数情况下，充入腔室的空气体积属于控制参数，因此充气量是已知参数）。与充气和触摸所引发的信号相比，这些形变产生的信号要微弱得多。这使得直接估计视觉标记点的坐标极具挑战性，在某些情况下甚至完全不可行。为了解决这一问题，我们将每条轨迹中的第一帧作为先验知识，即利用电容读数作为参考来校准电容输入（见公式 2），并将标记点的坐标作为 Transformer 解码器的源序列（图 8 中标记点的初始坐标）。

4.2.2 训练

C2DT 的训练使用 PyTorch 实现。我们使用 Adam 优化器 [25] 更新可学习参数，以最小化预测坐标与真实值坐标之间的平方损失。初始学习率设为 0.001，每 15 个训练轮次按 1.2 的因子衰减。我们使用训练集以批量大小 255 进行 150 个训练轮次，并保存验证集上损失最小的网络。在 3 张 Nvidia Quadro P5000 GPU 显卡上，整个训练过程耗时 2.5 小时。

4.2.3 结果

我们使用标记点估计坐标与真实值坐标之间的平均距离（AD）来评估 C2DT 的性能，其定义如下：

$$\mathrm{AD} = \frac{1}{NM}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\sqrt{(\boldsymbol{p}_{i,j} - \hat{\boldsymbol{p}}_{i,j})^2} \tag{3}$$

其中，N 表示测试集中的样本数，M 表示视觉标记的数量，$\boldsymbol{p}_{i,j}$ 表示第 i^{th} 个测试样本中第 j^{th} 个视觉标记的真实值坐标，$\hat{\boldsymbol{p}}_{i,j}$ 表示第 i^{th} 个测试样本中第 j^{th} 个视觉标记的估计坐标。训练后，C2DT 的 AD 误差可达到 2.905±2.207 毫米。这表明，借助先验知识（每条轨迹首帧中的电容信号和标记点坐标），即使在受到严重干扰的操作条件下（例如充气以及触摸引起的介电常数变化），也可以使用 C2DT 通过所提出的电子皮肤追踪变形。

图 9 展示了几项跟踪测试的示例，其中给出了估计的视觉标记（红色）和真实值视觉标记（蓝色）的位置。对于所展示的所有情况，视觉标记的估计位置都接近真实值位置，表明形变跟踪具有较高的准确度（6 个示例中的最大 AD 误差为 3.754 毫米）。图 10 展示了一个选定的标记在 30 秒内的跟踪性能。在整个轨迹期间未观察到明显的跟踪误差，这进一步证明了所提出方法的卓越性能。

5 结论

本文介绍了一种基于硅橡胶和液态金属的柔性电容式电子皮肤，其电极采用受电容层析成像启发的稀疏分布方式。我们证明，所提出的电子皮肤可以利用耦合信号估计接触点，并跟踪典型软体气动执行器上的形变。在较低空间粒度下，我们成功展示了其在一系列驱动条件下预测接触位置的能力。此外，通过将轨迹中的第一帧作为先验知识，并将其输入基于 Transformer 的架构（C2DT），我们能够以较高的准确度估计执行器后续任意帧中的变形。这些成果证明，所提出的方法有望应用于人机交互等具有挑战性的场景；此类场景通常涉及多种刺激来源（例如，由变形引起的

驱动和物理接触）。未来，可将基于不同传感机制的多个传感单元集成到电子皮肤中，以提高准确度和空间分辨率，从而实现更复杂的触觉传感，例如检测多个接触点。

致谢

D.H. 感谢爱丁堡大学提供的学生奖学金支持。Y.Y. 和 F.G.S. 感谢数据驱动创新校长奖学金、威康信托基金 iTPA基金以及 MRC IAA基金提供的资金支持。

参考文献

[1] R. S. Dahiya、G. Metta、M. Valle 和 G. Sandini。触觉传感——从人类到人形机器人。*IEEE*机器人学汇刊，26(1):1–20，2010年。[2] H. Yu、S. Huang、G. Chen、Y. Pan 和 Z. Guo。采用串联弹性驱动器的康复机器人的人机交互控制。*IEEE*机器人学汇刊，31(5):1089–1100，2015年。[3] S. E. Butner 和 M. Ghodoussi。将手术机器人改造为用于远程人类手术的机器人。*IEEE*机器人学与自动化汇刊，19(5):818–824，2003年。[4] T. Belpaeme、J. Kennedy、A. Ramachandran、B. Scassellati 和 F. Tanaka。用于教育的社交机器人：综述。《科学·机器人学》，3(21):eaat5954，2022年11月7日 2018年。[5] Y. Zhang、G. Laput 和 C. Harrison。Electrick：利用电场层析成像实现低成本触摸传感。载于*2017*年计算机系统中人为因素*CHI*会议论文集，CHI ’17，第1–14页，纽约，纽约州，美国，2017年。计算机协会。[6] S. Pyo、J. Lee、K. Bae、S. Sim 和 J. Kim。人机交互系统柔性触觉传感器的最新进展：从传感器到高级应用。《先进材料》，33(47):2005902，2022年11月8日 2021年。[7] B. An、S. Heo、S. Ji、F. Bien 和 J. Park。可透明、柔性的指纹传感器阵列，可多路检测触觉压力和皮肤温度。《自然·通讯》，9(1):2458，2018年。[8] J. Lee、J. Heo、Y. Kim、J. Eom、H. Jung、J. Kim、I. Kim、H. Park、H. Mo、Y. Kim 和 S. Park。用于智能皮肤感知的行为学习型交叉响应传感器矩阵。《先进材料》，32(22):2000969，2022年11月10日 2020年。[9] M. Xie、Y. Zhang、M. Kra´sny、C. Bowen、H. Khanbareh 和 N. Gathercole。基于冷冻铸造陶瓷-聚合物复合材料的柔性主动自供电压力与剪切传感器。《能源与环境科学》，11(10):2919–2927，2018年。[10] D. Silvera-Tawil、D. Rye、M. Soleimani 和 M. Velonaki。用于人工敏感机器人皮肤的电阻抗层析成像：综述。*IEEE Sensors Journal*，15(4):2001–2016，2015年。[11] K. Park、H. Park、H. Lee、S. Park 和 J. Kim。一种采用稀疏分布电极的基于电阻抗层析成像的机器人皮肤：结构、制备与基于深度神经网络的信号处理。载于*2020*年*IEEE*国际机器人与自动化会议（*ICRA*），第1617–1624页，2020年。[12] Y. Chen 和 H. Liu。基于电阻抗层析成像的大面积压阻式触觉传感器的位置相关性能。*IEEE Sensors Journal*，21(19):21622–21630，2021年。[13] H. Park、K. Park、S. Mo 和 J. Kim。用于大面积机器人触觉传感的基于深度神经网络的电阻抗层析成像传感方法。*IEEE*机器人学汇刊，37(5):1570–1583，2021年。

[14] H. Chen、X. Yang、P. Wang、J. Geng、G. Ma 和 X. Wang。利用电阻抗层析成像实现多点触控和力检测的大面积柔性触觉传感器。*IEEE SensorsJournal*，22(7):7119–7129，2022年。[15] K. Park、H. Lee、K. J. Kuchenbecker 和 J. Kim。面向基于电阻抗层析成像的大面积触觉传感器的自适应最优测量算法。*IEEE/ASME Transactionson Mechatronics*，27(1):304–314，2022年。[16] D. Rus 和 M. T. Tolley。软体机器人的设计、制备与控制。《自然》，521(7553):467–475，2015年。[17] S. Ho Yoon、K. Huo、Y. Zhang、G. Chen、L. Paredes、S. Chidambaram 和 K. Ramani。iSoft：一种可定制软传感器，可实时连续感知接触和拉伸。载于第*30*届*ACM*用户界面软件与技术年度研讨会论文集，UIST '17，第665–678页，纽约，纽约州，美国，2017年。计算机协会。[18] K. Park、H. Yuk、M. Yang、J. Cho、H. Lee 和 J. Kim。利用电阻抗层析成像和声学层析成像实现触觉传感的仿生弹性体机器人皮肤。《科学·机器人学》，7(67):eabm7187，2022年。[19] M. Lo Preti、M. Totaro、E. Falotico、M. Crepaldi 和 L. Beccai。多点触控软光波导皮肤中的在线压力图重建。*IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*，第1–11页，2022年。[20] Q. Marashdeh、F. L. Teixeira 和 L. S. Fan。*1* - 电容层析成像，第3–21页。Woodhead Publishing，2015年。[21] A. Pagoli、F. Chapelle、J. Corrales-Ramon、. Mezouar 和 Y. Lapusta。用于软体机器人应用的大面积低成本力/触觉电容传感器。《传感器》，22(11)，2022年。[22] W. Q Yang 和 L. Peng。电容层析成像的图像重建算法。《测量科学与技术》，14(1):R1，2003年。[23] Y. Yang、L. Peng 和 J. Jia。适用于超低动态范围电容层析成像的新型多电极传感策略。《流量测量与仪器》，53:67–79，2017年。[24] Y. LeCun、Y. Bengio 和 G. Hinton。深度学习。《自然》，521(7553):436–444，2015年。[25] D. Kingma 和 J. Ba。Adam：一种随机优化方法。载于国际学习表征会议（*ICLR*），2015年。[26] D. Hu、F. Giorgio-Serchi、S. Zhang 和 Y. Yang。可拉伸电子皮肤与Transformer助力软体机器人实现高分辨率形态重建。《自然·机器智能》，5(3):261–272，2023年。

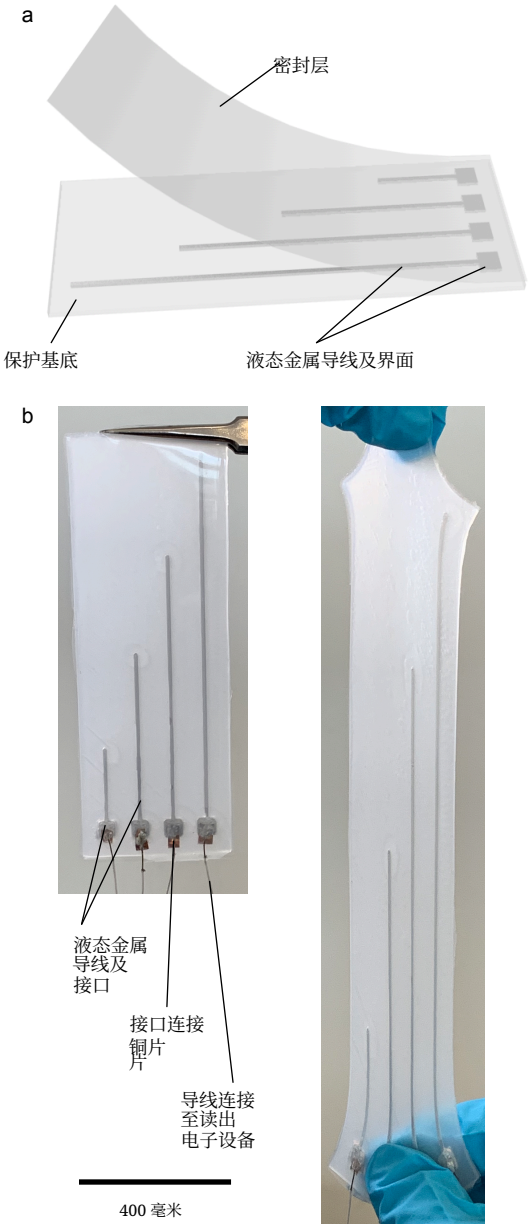


图1：柔性电容式电子皮肤的示意图。

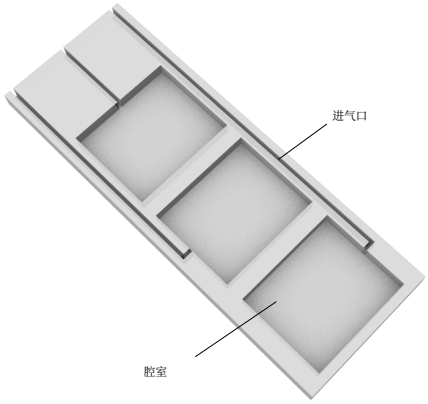


图2：三腔气动操纵器的结构。

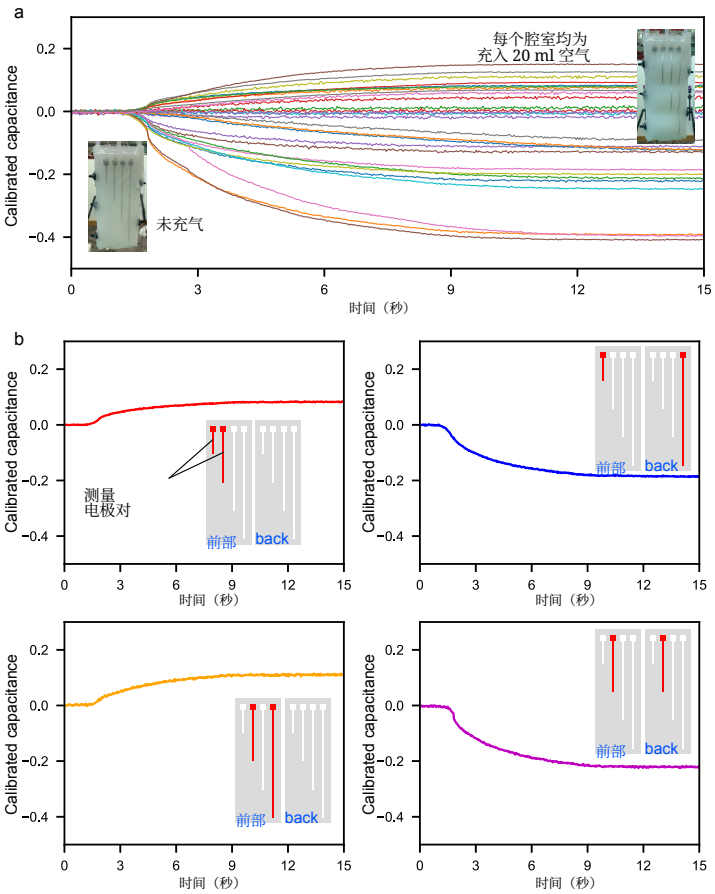


图3：（20，20，20）毫升充气的电容响应。a，全部28个电容读数的校准电容（以不同颜色表示）。b，四组所选电极对的校准电容。

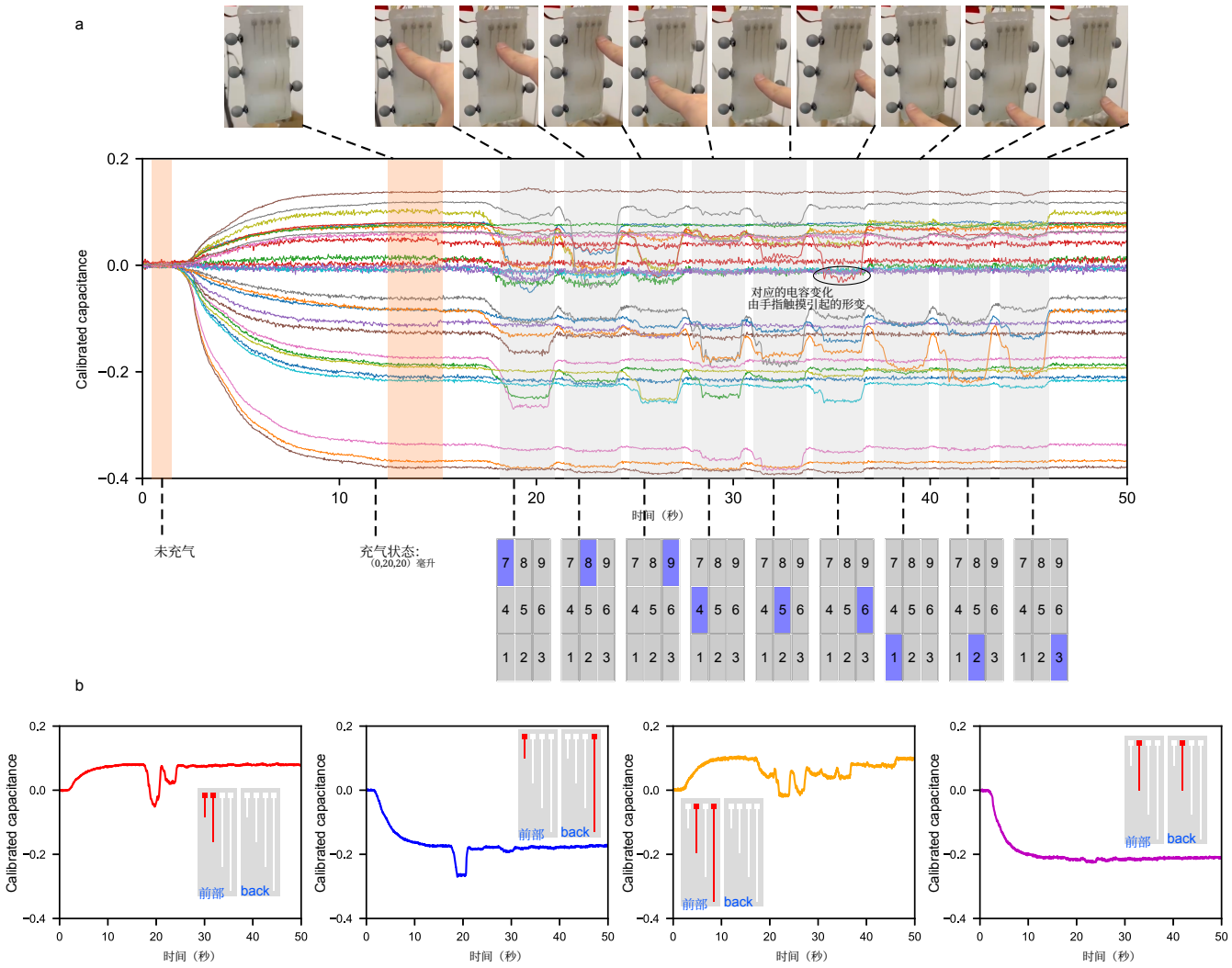


图4：两阶段实验的电容响应。a，全部28个电容读数的校准电容。b，选定的四组电极对的校准电容。

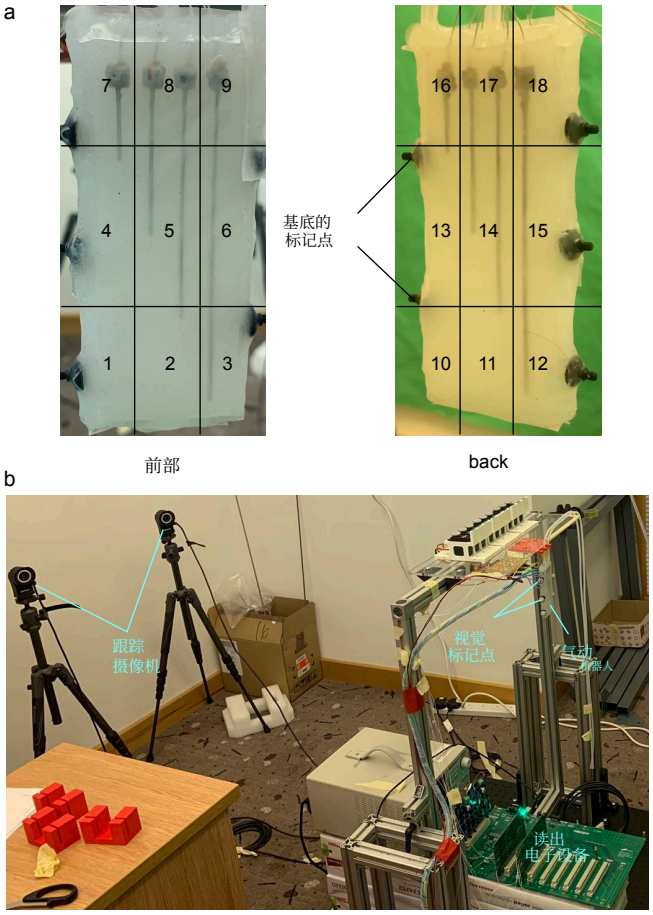


图 5：实验设置。a，机器人本体的触摸识别区域划分。b，实验平台。

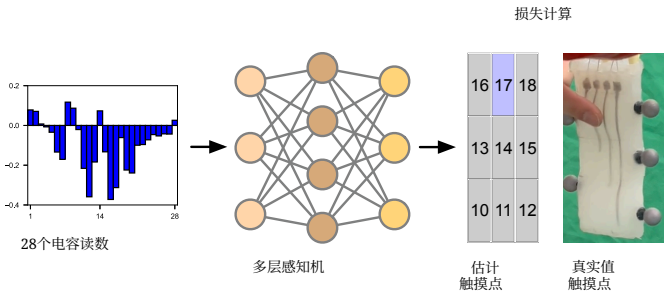


图 6：使用多层感知机估计触摸点的框架。

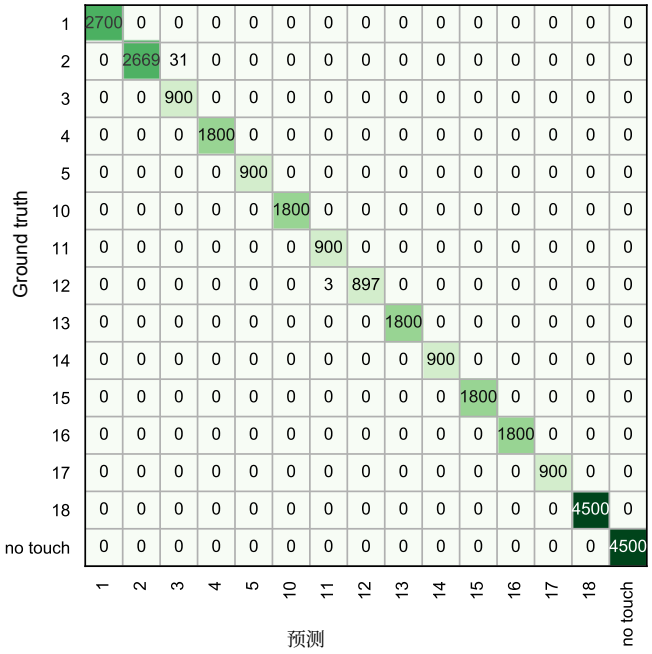


图 7：分类结果的混淆图。

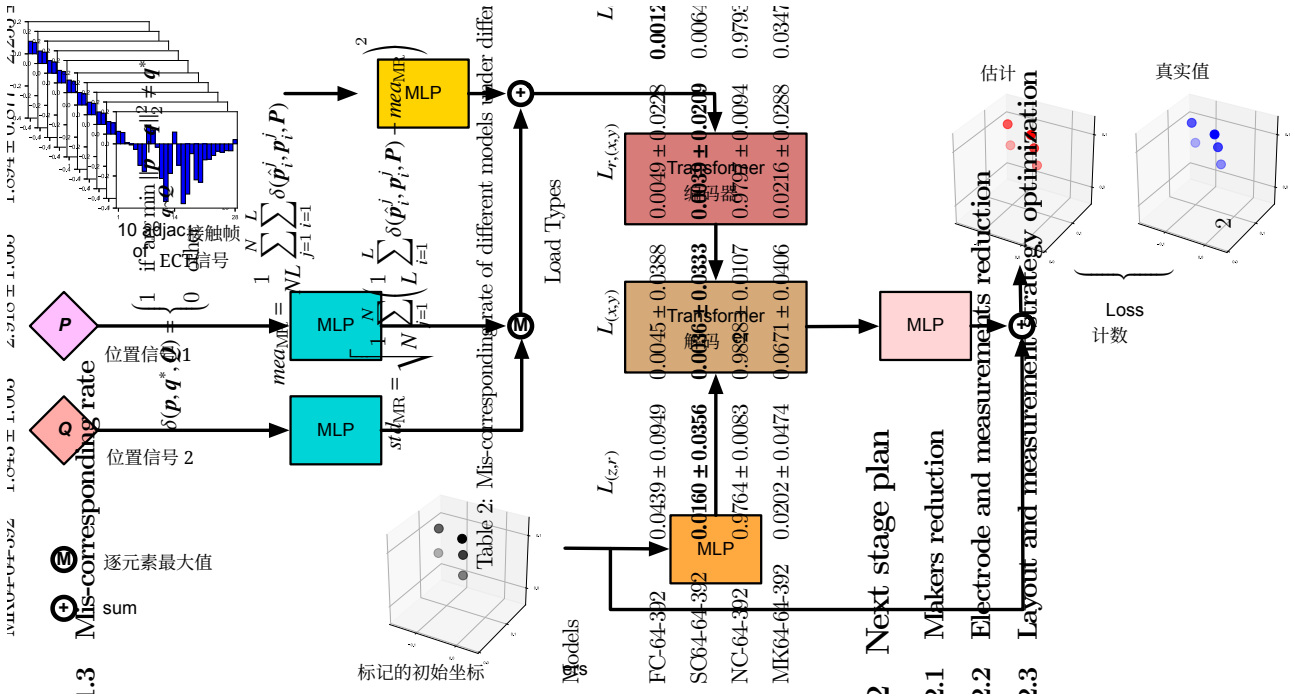


图 8：基于电容信号估计视觉标记坐标的 C2DT 结构。请注意，不同颜色代表不同的多层感知器， P， Q 共享同一个多层感知器。

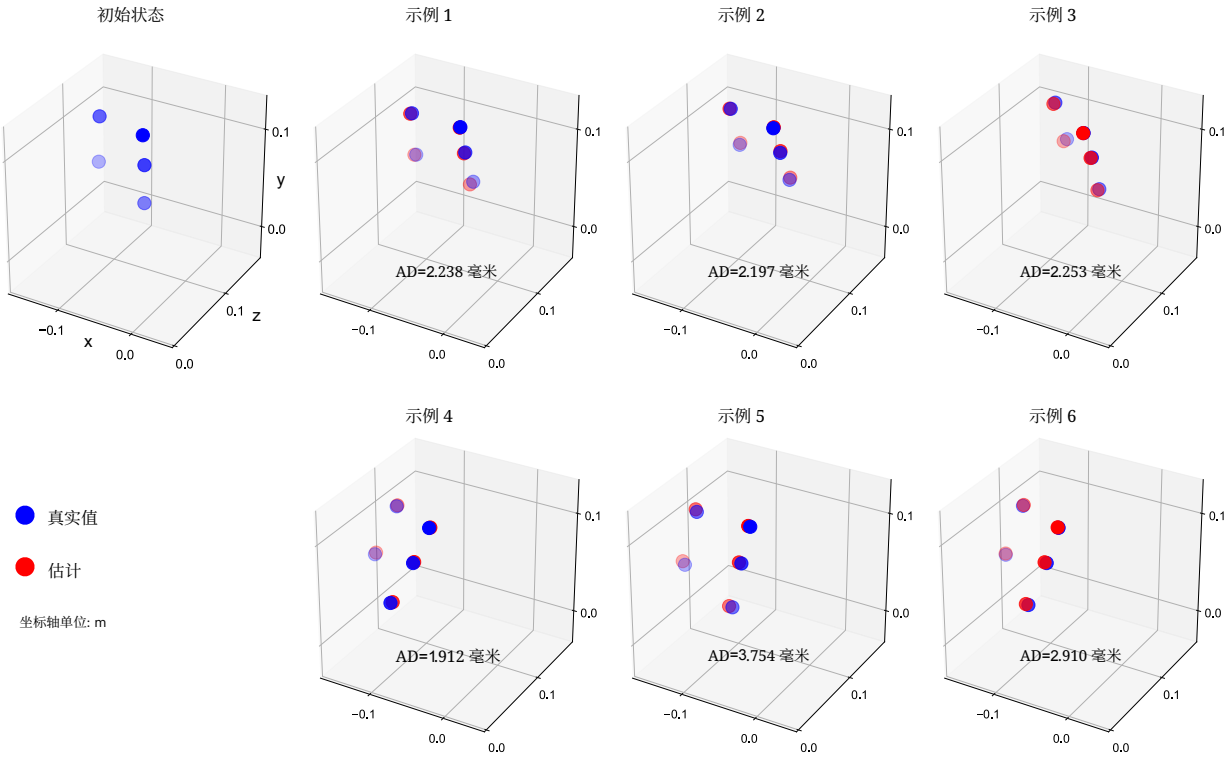


图9：跟踪结果示例。

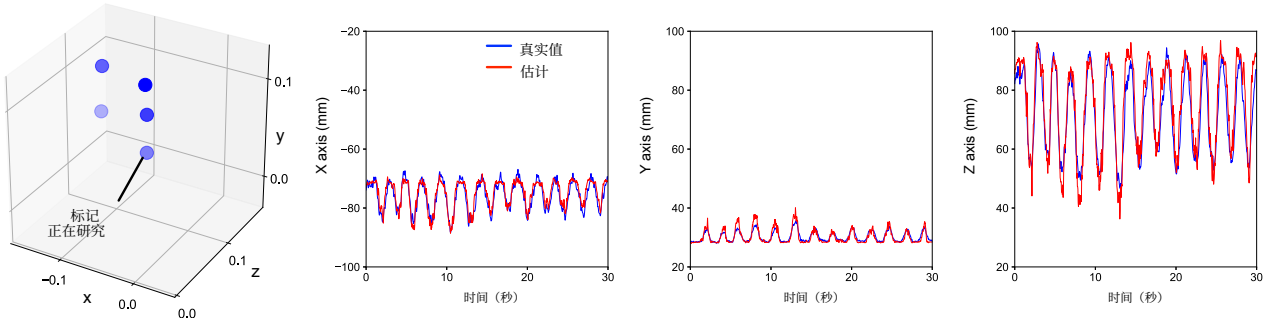


图10：选定标记的跟踪结果轨迹。