

# 触觉通信中的信号获取与恢复关键技术

## Key Techniques of Signal Acquisition and Recovery in Haptic Communication



刘恒发 /LIU Hengfa, 魏昕 /WEI Xin

(南京邮电大学, 中国 南京 210003)

(Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**摘要:** 面向未来以低时延、高可靠、双向互动为目标的触觉通信, 从触觉感受以及触觉信号特性出发, 描述了触觉信号的采集与表征方法; 针对以远程工业控制、远程医疗、沉浸式游戏等为代表的典型触觉业务、多模态业务中存在的触觉信号受损或丢失问题, 分别从同模态和跨模态两个角度提出了触觉信号的恢复架构。所提出的触觉通信原型系统, 能够实现远程触觉信息的精准感知和反馈, 增强用户的沉浸式体验。

**关键词:** 触觉通信; 信号采集; 信号恢复; 人工智能

**Abstract:** Aiming at future haptic communication with low time delay, high reliability, and bi-directional interactions, the acquisition and representation methods of haptic signals are given based on touch sensation and characteristics. For the damage and loss of haptic signals in typical haptic and multi-modal scenarios such as remote industrial manipulation, telesurgery, immersive games, and architectures of haptic signal recovery are proposed from perspectives of both the within-modal and cross-modal, respectively. Moreover, several haptic communication prototype systems are built, which can effectively realize remote haptic perception and feedback, and promote the user's immersive experience.

**Keywords:** haptic communication; signal acquisition; signal recovery; artificial intelligence

DOI: 10.12142/ZTETJ.202106003

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20211208.0352.002.html>

网络出版日期: 2021-12-09

收稿日期: 2021-11-12

触觉是人类感知体验并与外部环境交互的一类重要方式, 它通过来自皮肤表面的敏感神经传感器的触感, 来感受接触物的材质、运动、压力、温度等属性。这些属性在很多情况下是视、听觉所不能完整、精确提供的。

通过实现各种感官信息的通信, 人类可以更好地感知和探索世界。传统的多媒体通信系统主要通过通过对音视频数据的捕获、编码、传输、解码等, 实现音视频通信, 使用户获得丰富的

视听觉体验。另一方面, 近年来面向人类触觉感受而设计的触觉通信系统以及触觉相关服务, 受到了学术界和工业界的关注。与传统以音视频为主的多媒体通信不同的是, 触觉通信主要关注本地终端与远程终端的高保真触觉信息的传输与接收<sup>[1]</sup>。通过丰富的感官信息增强交互, 触觉通信可以提升用户的沉浸式体验。因此, 触觉通信在远程医疗<sup>[2]</sup>、线上购物、在线教育<sup>[3]</sup>、远程工业控制等领域有着广泛的应用。

本文主要聚焦于触觉通信中的发

送端和接收端, 研究发送端的触觉信号获取技术以及接收端的触觉信号恢复技术, 并简要介绍课题组所开发的触觉通信原型系统。

## 1 触觉信号获取

### 1.1 触觉感受

触觉通信的最终目标是实现人类触觉感受的传递与接收, 因此我们首先需要明晰何为触觉感受。当前, 学术界和工业界最为关注的是触摸和动觉两种触觉感受<sup>[4]</sup>。其中, 触摸感受

基金项目: 国家自然科学基金(62071254)

来源于人体的皮肤,通过表皮下4种不同类型的感受器,向中枢神经系统和大脑的体感区域提供关于皮肤表面发生的机械事件的信息,进而获取形状、粗糙度、温度、摩擦等属性。动觉感受则来自肌肉,通过肌梭向中枢神经系统提供有关肌肉长度和肌肉长度变化速度的信息<sup>[5]</sup>,使人类能够感知肢体运动的方向、幅度和速度以及相关的肢体位置变化。因此,对于触摸感受,可以通过压力、摩擦和振动等触觉信号表征;而对于动觉感受,则可以通过力反馈装置表征为位置、速度和力等触觉信号。

## 1.2 触觉与视听觉信息的本质区别

与视听觉信息相比,触觉具有一些显著的区别,如表1所示。

**双向交互性:**与视听觉信息单向输入或输出不同,触觉感知不仅来自于被动接触(如把东西放手上),还来自于主动探索环境(如用手主动触摸环境)。这样的双向特性使得触觉通信比传统以视听为主的多媒体通信更具交互性。此外,在触摸物体的过程中,还可能会改变物体的属性,如使之发生形变、温度变化等,这种不可逆的相互作用则不会发生在视觉和听觉中。

**突发性:**与音视频信号相比,触觉信号需要高的采样率来确保系统的稳定性和透明性<sup>[6]</sup>。当交互设备与外界接触时,如执行高频敲动、推动物体、低频按压和抓取释放等交互时,由于触觉包速率急剧变化,易导致触觉流量突发<sup>[7]</sup>。此外,在实际触觉通信系统中,根据上述特点并考虑到节约传输资源,触觉信号往往采用间断性传

输,而音视频信号则需要连续传输。因此,在突发流量期间,两个传输数据包之间间隔很小,容易导致传输不可靠,如延迟或数据包丢失,最终影响用户体验。基于上述分析,触觉的突发性是影响触觉通信质量的关键因素之一。

**敏感性:**触觉的感知敏感性与其空间分辨率和时间分辨率密切相关。空间分辨率是指可以检测到的触觉刺激之间的空间分隔距离。例如,在指尖上,我们可以分辨出大约1mm的间隔,这个数值位于视觉和听觉空间分辨率之间。时间分辨率是指传递到触觉感受器的两个脉冲被感知为连续不同的刺激而非同一刺激所需的时间差。例如,在触摸过程中,人类可以分辨出5ms的时间差异,这比视觉的时间差(25ms)好,但是比听觉的时间差(0.01ms)差。此外,触觉分布感受器遍布全身,感知特定触觉刺激的能力在皮肤表面上变化,相同的触觉刺激将在不同的位置发生不同的感知体验。因此,敏感性也影响着触觉通信系统的设计与实现。

## 1.3 触觉信号的采集

触觉信号的采集是实现触觉通信的前提。与通过摄像机、照相机等设备以非接触式方式所采集的音视频信号不同,触觉信号主要通过安装在机械装置或机器人上的触觉传感器与物体接触时采集,如触摸时物体的位置、速度、力、扭矩和形变等触觉属性数据。

(1) 摩擦力和压力:当相关传感器与外界物体表面材质接触时,产生的触觉信号最常见的是接触力,例如切向摩擦力和法向压力,通常用接触

时X、Y和Z3个轴的力的幅度来表示。

(2) 加速度:在物体表面上敲击刚性工具或拍打物体表面会导致工具产生一定的加速度,这些振动可以用三轴或单轴加速度传感器测量,相应的一维信号代表材料表面触觉特性。同时在某些情况下,可以使用声学传感器(麦克风)来检测振动,用于触觉传感。

(3) 动觉信息:动觉信息主要通过记录位置变化(运动轨迹)、力、扭矩、速度等来呈现,可以通过计算机、力传感器、速度传感器等记录、采集。

与上述触觉属性相对应的触觉信号采集设备如图1所示。

此外,当探索不同的物体属性时,人类会使用不同的交互方式,这种运动称为人类的探索性程序<sup>[10]</sup>。为了让机器也能获得感知触觉信息的能力,在触觉采集时,可以让机器进行与人类类似的探索性活动。即通过使用配备有压力、温度和加速度等传感器的机械手,采用轻拍、按压、保持、环绕和滑动等采集方式来匹配人类触摸物体时的原型动作集,获取期望的触觉属性。

(1) 轻拍:机械手迅速围绕物体闭合,待与物体有接触时便打开、释放物体。这样可初步探知材料的温度信息,模仿人类快速触摸以感知温度的行为。

(2) 按压:人类对压力的探索性活动,可以辨别物体的硬度<sup>[10]</sup>。夹具以恒定的速度关闭,待按压深度达到特定阈值后再以相同的恒定速度打开,直到任一手手指都感觉不到接触。

(3) 静态保持:人类对全局形状、体积、温度和热导率等探索性活动<sup>[10]</sup>。当夹具与物体接触并保证物体不发生滑动后,机器人轻轻握住物体10s,同时让加热的手指与物体达到热平衡。

(4) 环绕:适合手的物体大小和

▼表1 触觉与视听觉信息区别

	双向特性	突发性	空间分辨率	时间分辨率
视觉	×	×	高	低
听觉	×	×	低	高
触觉	√	√	中	中



▲ 图1 不同类型的采集设备

形状，可以根据皮肤压痕和手指的姿势来感知，因为手可以包围物体。但当物体较大时，必须用手依次探索以确定形状。依据触觉探索的这种性质，通过环绕多次接触物体，才能获得全局形状。

(5) 横向运动：通过让机械手在轻握住物体的同时向下滑动，来模拟人类的横向运动（手指在表面来回移动）。其中，包括速度为 1 cm/s 的缓慢移动和速度为 2.5 cm/s 的快速移动，快速移动的接触强度弱于缓慢移动<sup>[9]</sup>。

#### 1.4 触觉信号的特征

对于采集到的触觉信号，我们需要以一定的形式对其进行表征。触觉信号的表征是对真实表面的感觉进行描述和建模，之后才能进行编码、传输等操作。触觉信号的表征形式按信号类型可以分为基于一维时间序列的表征和基于二维图像数据的表征，如图2所示。

(1) 基于一维时间序列的表征。物体材质表面的触觉信息（包括材质的纹理轮廓、摩擦力、振动信号等）都可以基于上述采集设备与目标物体

交互时产生的接触力和振动、速度、加速度和三轴方向的位置等，以一维信号（如波形）形式表达。基于真实的触觉交互数据便于构建表面纹理细节，但存在触觉数据规模较小、触觉信号处理方法尚未成熟等问题。

(2) 基于二维图像数据的表征。触觉数据需要经过专门的采集设备来收集，难度较大，且现存的触觉数据集规模较小。与之相比，图像数据集包含丰富的视觉和触觉特征，且数量庞大。基于图像特征提取的方法可以从图片的灰度、深度等信息中获取纹理表面的特征，从而实现几何信息到触觉信息的映射。另外，当采集设备与物体进行接触时，物体表面会发生一定程度的形变。利用附在传感器表面的薄膜记录下这种形变，并通过图

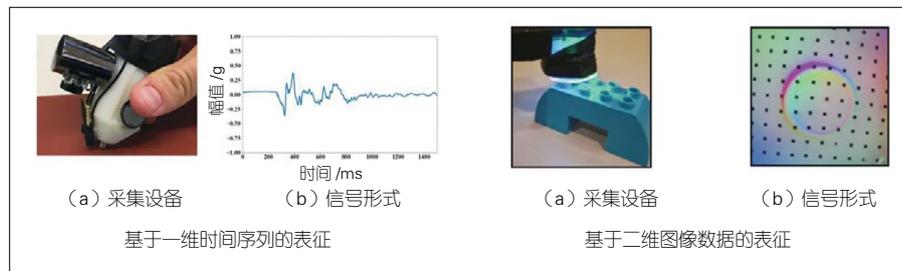
像的形式呈现可以表征触觉信息。此外，图像频域变换所提取出的图像频谱特征也能反映物体表面的纹理分布。基于二维图像数据表征的方法可以充分利用现在的大规模图像数据集，但其缺点在于无法表征微观特性。

## 2 触觉信号的恢复

虽然当前全球学者提出的高效触觉编码方案<sup>[11]</sup>、自适应传输速率控制方案<sup>[7]</sup>等可以在很大程度上保障触觉传输的可靠性。但是通过实际测试发现，当触觉信号通过无线网络传输时仍会不可避免地遭遇各种因素的干扰（如可用传输资源的动态变化、不可预测的通信延迟等）。这会导致触觉信号在接收端出现不同程度的损耗甚至缺失。此外，触觉信号具有突发性和不可预测性，从而容易使接收端收到时序错乱的触觉信号<sup>[12]</sup>。因此，在上述情况下，需要采取相关技术来实现触觉信号的恢复，从而保障终端用户的触觉感知质量。具体而言，我们认为可以采用两类方法来实现触觉信号的恢复。

### 2.1 同模态触觉信号恢复

在以远程工业控制为代表的触觉业务中，接收端触觉信号的时序特性以及上下文数据间的相关性可以作为受损信号重建的依据。本文中，我们使用深度神经网络来学习触觉信号的时序特性以及相关性，建立一个缺失触觉信号到完整触觉信号的映射，从



▲ 图2 触觉信号表征形式

而实现缺失触觉信号的重建。近年来,生成对抗网络依靠其学习数据之间复杂分布的能力,在图像修复及超分辨率重建、电力系统缺失数据重建<sup>[13]</sup>等应用场景中都取得了巨大成功。其核心思想在于利用不完整数据和给定的上下文约束去生成符合客观规律的缺失部分。基于此,我们使用生成对抗网络来完成缺失触觉信号的恢复。此外,由于传统的生成对抗网络使用随机向量来生成期望的信号,无法充分利用已有的受损信号,因此我们考虑利用条件生成对抗网络(GAN)以充分利用已有的部分受损信号,并将其作为条件输入到生成网络和鉴别网络中去,从而提高恢复信号的准确性。所提出的同模态的触觉信号恢复框架如图3所示。

首先,将受损的触觉信号和隐变量 $z$ 输入生成器中,此时受损的触觉信号提供一个条件约束,以提高所生成的触觉信号的上下文一致性。然后,把生成的触觉信号输入判别器,以鉴别生成信号的真实性的。最后,使用真实性约束和上下文约束来优化生成器参数和输入的隐变量 $z$ 。需要说明的是,真实性约束的目的是使生成器生成的触觉信号尽可能接近真实的触觉信号,

以使鉴别器不能区分两者,从而保证了通过生成网络而恢复出的触觉信号质量。上下文约束的目的是从所生成的触觉信号中去搜寻与受损触觉信号中残留片段最相似的样本来优化隐变量,从而保证生成的触觉信号片段与残留触觉信号片段具有上下文一致性。此外,当触觉信号中存在标签信息时(如触摸不同类别的材质),还可以在图3框架中增加一个语义标签,以达到进一步提升触觉恢复质量的目的。

## 2.2 跨模态触觉信号恢复

在以远程针灸、沉浸式游戏等为代表的多模态业务中,接收端除了收到受损触觉信号以外,还可以接收到视频信号。不同于触觉业务中只能利用同模态的触觉信号恢复,多模态业务可以利用与受损触觉信号具有相同语义的音视频信号来辅助完成触觉信号恢复,即跨模态触觉信号恢复。

在跨模态触觉信号恢复中,最大的挑战在于不同模态的信号(音频、视频、触觉信号)是高度异构的,且维度差异较大,因此我们需要探究其内在相关性,从而减少模态间的语义偏差。此外,在支撑多模态业务的实际通信场景中,可用作训练集的音视

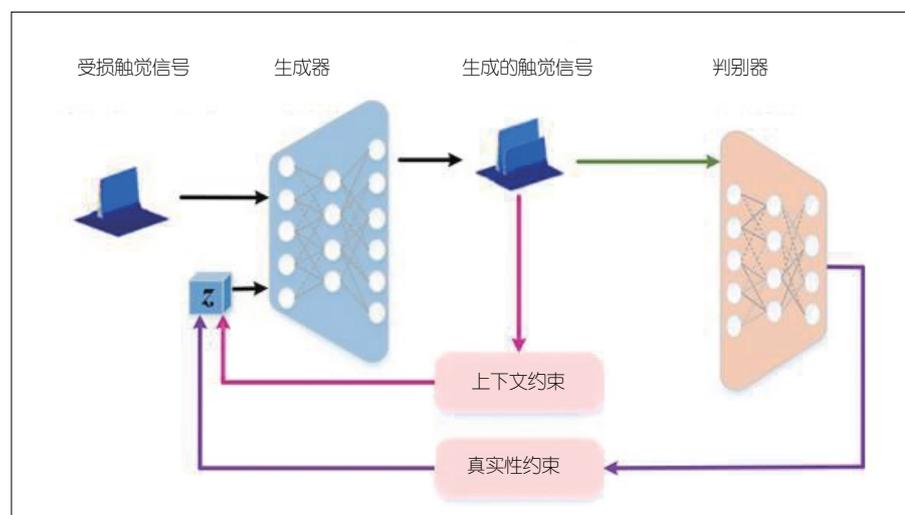
频信号数量通常十分匮乏。这些都是实现触觉恢复所亟待解决的问题。

对于不同模态信号间的异构问题,我们认为对于同一对象,不同模态信号所表达的语义具有潜在的关联性和一致性。因此,不同模态的深层语义可以互相提供丰富的辅助信息。通过建立公共语义空间,能够探索不同模态信号间的语义一致性,从而实现模态特征的对齐、融合与互补。针对实际通信系统中用于训练的音视频信号数量匮乏问题,我们可以从其他海量的公共音视频数据集中提取有用知识并实现知识的迁移来解决。

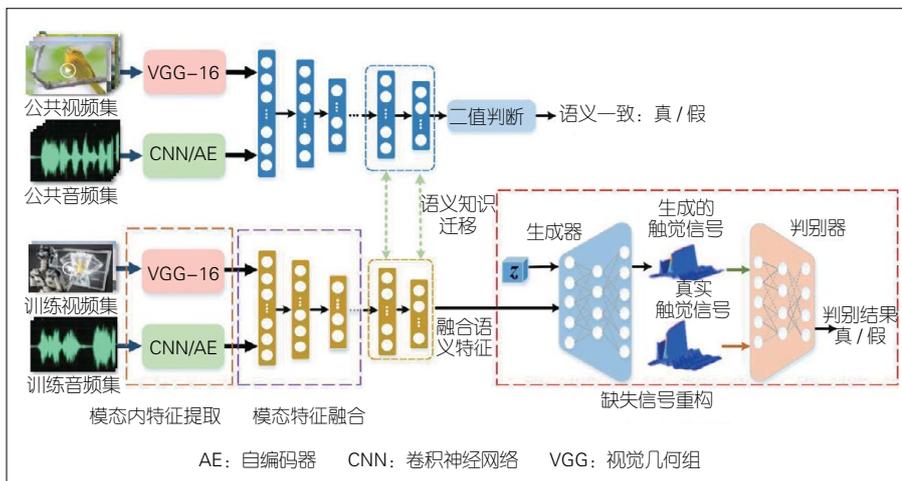
鉴于上述分析,我们提出了跨模态触觉信号恢复框架<sup>[14]</sup>,具体如图4所示。首先,基于自监督学习的思想,从海量音视频数据中汲取并迁移语义知识;接着,通过搭建融合网络,实现对所提取的语义信息的融合建模,从而弥补模态间的语义鸿沟;最后,利用融合的语义信息,并通过生成对抗网络,实现缺失触觉信号的重建。

(1) 基于跨模态知识迁移的语义特征提取

我们将接收到的音频、视频数据作为训练集合,并从中提取与模态无关的抽象语义信息。对于视频数据,可以采用在大规模公共数据集(如ImageNet)上预训练的视觉几何组(VGG 16)或RESNET网络进行视觉特征的提取;对于音频数据,基于语谱图,可以将其输入至卷积神经网络或编码器中以提取特征。值得注意的是,在利用大规模公共数据集时,由于音视频数据没有显式的语义标签,因此我们可以基于自监督学习技术来设计一个分类任务,用于判断视频和音频是否属于同一场景或内容。通过该方式学习可以得到语义知识。接着,将语义知识传递给基于当前接收到的音视触数据所建立的触觉恢复模型。



▲ 图3 同模态触觉信号恢复框架



▲ 图4 跨模态触觉信号恢复框架

基于跨数据集的知识迁移有效地解决了实际触觉通信系统中用于训练的数据稀少的问题，并且显著增强触觉恢复模型中的语义特征提取效果。

(2) 基于共享语义子空间的模态特征融合

经过上述特征提取步骤，我们可以分别获得视觉、听觉模态的语义特征，但单个模态通常无法包含实现精确触觉信号重构所需的全部有效信息。因此，我们需要进行模态特征的融合，以实现有用信息的相互补偿。首先，我们需要实现视觉特征和听觉特征的对齐，这可以基于标签信息来实现；

接着，通过搭建公共语义空间，将对齐的视觉、听觉特征输入至由多个全连接层组成的神经网络，从而实现模态特征的融合。

(3) 基于对抗学习的缺失触觉信号恢复

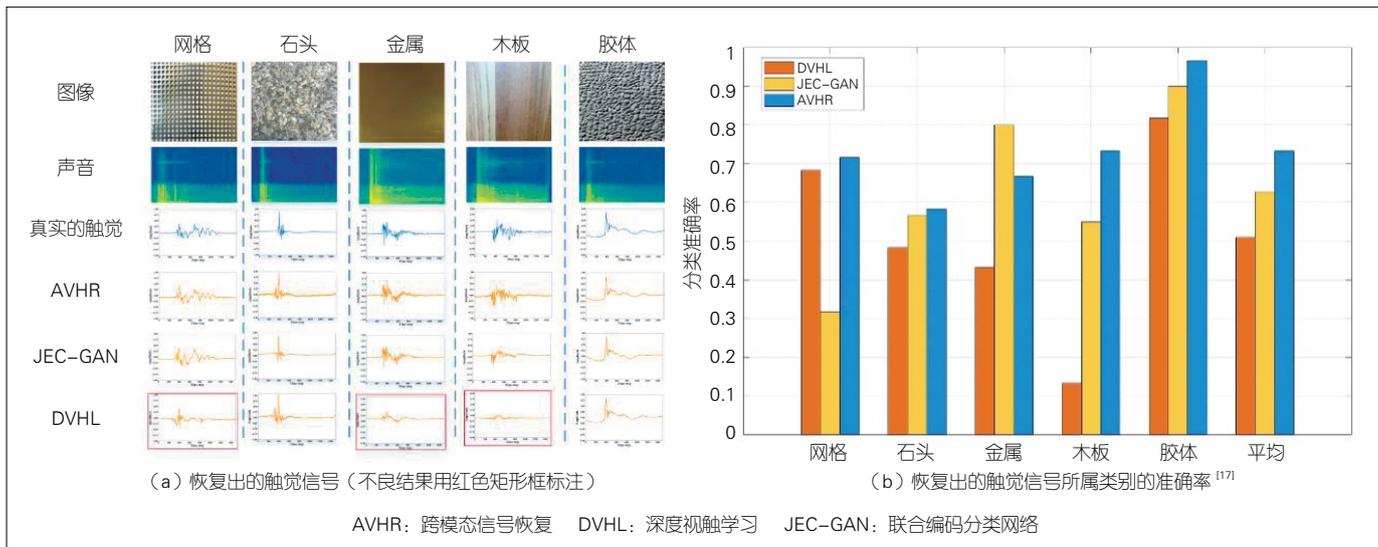
基于模态融合后的语义，我们建立触觉模态生成模型。与同模态触觉信号恢复框架类似，我们使用生成对抗网络来实现缺失触觉信号的生成。具体而言，利用生成对抗网络在学习数据分布和特征表示上的能力，我们将从语义空间获得的融合特征和随机向量输入至生成网络；随后，把生成

的触觉信号与真实的触觉信号输入至鉴别器；通过生成器和鉴别器的对抗训练，不断地迭代优化降低损失直至最优。

为了验证上述跨模态信号恢复（AVHR）方案，我们将AVHR在触觉纹理（LMT）数据集<sup>[18]</sup>上进行实验，并与另外两种触觉信号恢复方法进行了比较。我们采用了联合编码分类网络（JEC-GAN）<sup>[15]</sup>和深度视触学习（DVHL）<sup>[16]</sup>的对比方法。其中，JEC-GAN将每个模态的实例编码到共享的固有空间，然后利用成对约束使视触样本在固有空间接近，最后将视觉信息作为输入，重构相应的触觉信号；DVHL方法扩展了具有潜在变量的传统自编码器并学习其深度相关性。图5分别展示了不同方法重建出的触觉信号以及所属类别的准确度，结果表明本文所提的方法能够重建出更接近真实的高质量触觉信号。

2.3 触觉信号的呈现

在成功接收到触觉信号或完成触觉恢复后，我们需要对触觉信号进行呈现，即利用特定的硬件装置来处理接收到的信号，然后模拟产生与物体



▲ 图5 不同恢复方案的性能比较

接触时的触感，使用户感受到物体的弹性、刚度、摩擦等物理属性和形状纹理等几何属性，从而提升用户的交互式体验。

典型的触觉呈现硬件装置分为触摸屏、触觉笔、可穿戴系统、空气触觉系统、动觉呈现设备等，如图6所示。

(1) 触摸屏：基于触摸屏的表面触觉信息，通过改变触觉面板与指尖之间的摩擦力来呈现触觉。

(2) 触觉笔：常用于手写学习系统或触觉游戏中，可分为基于静电力振动的触觉笔和基于振动电机和压力传感器的触觉笔。

(3) 可穿戴设备：可以依附于身体的各个部位而不受工作空间的限制，例如，触觉手套、触觉机械臂、触觉背心等。通过向特定皮肤提供触觉反馈，可以大大提高交互性。例如，Immersion公司的触觉反馈手套 Cyber Touch，在手掌与手指部位设置多个触觉振动器，通过改变各个振动器的振动强度产生不同的触感压力，让用户感受到物体的形状。

(4) 空气触觉系统：通过气压冲击、超声波等方式传递能量，使用户无须直接接触便能产生触觉感知。例如，触觉反馈装置 HaptiRead 能通过精确模式的超声波脉冲，让视力受损的人感受到再现于半空中的盲文。

### 3 触觉通信原型系统

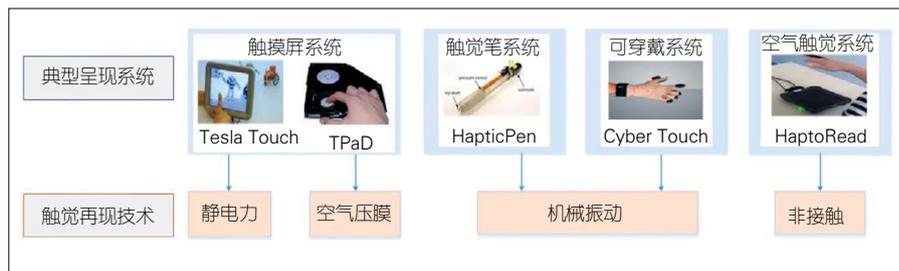
基于现有触觉通信技术，我们搭建了基于触觉感知的医疗诊断模拟系统以及基于机械手臂的远程触摸控制原型系统。

图7为我们开发的基于触觉感知的医疗诊断模拟系统，用于辅助外科实习医生进入临床环境之前的训练和教学。如图7左图所示，我们首先对人体皮肤和伤口进行3D建模，并给模型附着对应的真实触觉感应，然后与

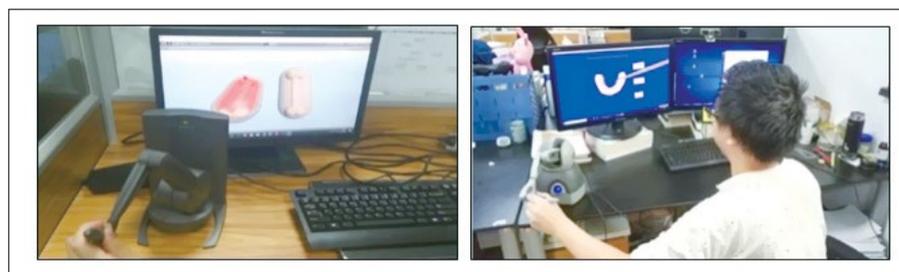
触觉力反馈设备 Geomagic Touch X 进行联合编程调试，最后实现了皮肤缝合诊断模拟。在图7右图中，通过利用真实口腔的3D模型和收集到的相关触觉感知信息，能够在接收端感知到口腔不同部位的真实触觉感受，比如牙龈的光滑柔软感和牙齿的硬物感。未来，我们的目标是将系统应用于远程康复、针灸中。这不仅包含触觉信息，也包括器官表面及内部的图像纹理等视听觉信息，以实现音视触信息的协同传输与综合处理，增强用户在操作端的真实感和沉浸体验。

图8是我们开发的远程表面材质触摸控制原型系统。该系统能够应用于远程工业控制中需要感知物体材质表面触觉的场景和任务。该原型系统采用触觉力反馈设备 Geomagic Touch

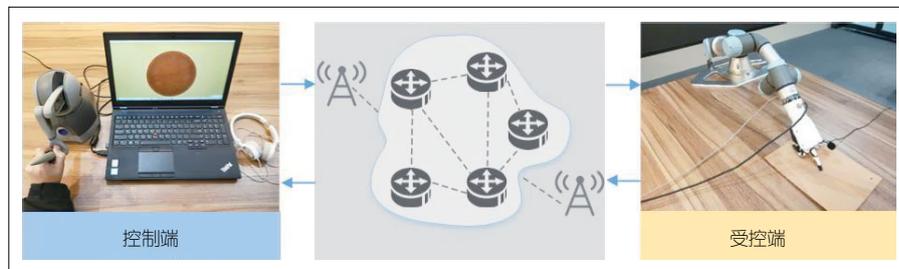
作为控制端，优傲机械臂（UR3）作为受控端，并在手指处装有 Teckscan 薄膜触觉压力传感器，来感知不同的物体属性。通过机械手在材料表面触摸和滑动，Teckscan 薄膜触觉压力传感器收集机械手指尖按压材料得到的压力信号，并将该压力数据作为触觉信号。其中，压力传感器的采样频率约 200 Hz。同时，摄像机和麦克风能采集到对应的视频和音频信号。控制端可以发送控制命令，以控制机械手臂、接收触觉反馈。远程机械手臂端可以执行相应的指令，并提供触觉信号以及对应的音视频信号。目前，该系统已经成功实现了木材、纸板、丝绸、泡沫等9类材质表面触觉的采集、传输、识别，识别准确率高达90%。此外，当发生触觉信号的受损、缺失时，



▲ 图6 不同的触觉再现技术



▲ 图7 基于触觉感知的诊断模拟系统



▲ 图8 远程表面材质触摸控制原型系统

依据上述跨模态触觉信号恢复算法,我们能够利用接收的音、视频信号进行相应的触觉信号恢复。

#### 4 结束语

本文中,聚焦于触觉通信中的发送端信号获取和接收端触觉恢复技术,我们首先对触觉感受、触觉信号的采集设备以及触觉信号的特征进行了描述,接着针对触觉通信过程中可能存在的信号缺失、干扰等问题,面向触觉业务和多模态业务场景,分别提出了同模态和跨模态的触觉信号恢复技术,最后简要介绍了目前所开发的一些触觉通信原型系统。对于未来触觉通信的研究,除了探索更有效的触觉编码方案、更可靠的传输机制、更灵活的资源管理方案<sup>[19]</sup>等外,面对用户对视听触感沉浸式综合体验的更高需求,建立面向音频、视频、触觉信号协同传输与处理的跨模态通信策略<sup>[20]</sup>将成为学术界和工业界研究和关注的热点。

#### 参考文献

- [1] QIAO Y, ZHENG Q, LIN Y, et al. Haptic communication: toward 5G tactile Internet [C]//2020 Cross Strait Radio Science & Wireless Technology Conference (CSRSWTC). IEEE, 2020: 1-3. DOI: 10.1109/CSRSWTC50769.2020.9372659
- [2] GUPTA R, TANWAR S, TYAGI S, et al. Tactile-Internet-based telesurgery system for healthcare 4.0: an architecture, research challenges, and future directions [J]. IEEE network, 2019, 33(6): 22-29. DOI: 10.1109/mnet.001.1900063
- [3] WEI X, DUAN Q, ZHOU L. A QoE-driven tactile Internet architecture for smart city [J]. IEEE network, 2020, 34(1): 130-136. DOI: 10.1109/MNET.001.1900078
- [4] CULBERTSON H, SCHORR S B, OKAMURA A M. Haptics: the present and future of artificial touch sensation [J]. Annual review of control, robotics, and autonomous systems, 2018, 1(1): 385-409. DOI: 10.1146/annurev-control-060117-105043
- [5] JONES L A, LEDERMAN S J. Human hand function [M]. USA: Oxford University Press, 2006
- [6] LAWRENCE D A. Stability and transparency in bilateral teleoperation [J]. IEEE transactions on robotics and automation, 1993, 9(5): 624-637. DOI: 10.1109/70.258054
- [7] GUI M, XU X, STEINBACH E. Adaptive packet rate control for the mitigation of bursty haptic traffic in teleoperation systems [C]//2020 IEEE Haptics Symposium (HAPTICS). IEEE, 2020: 134-139. DOI: 10.1109/HAPTICS45997.2020.ras.HAP20.18.6a51e1
- [8] STRESE M, SCHUWERK C, IEPURE A, et al. Multimodal feature-based surface material classification [J]. IEEE transactions on haptics, 2017, 10(2): 226-239. DOI: 10.1109/TOH.2016.2625787
- [9] CHU V, MCMAHON I, RIANO L, et al. Robotic learning of haptic adjectives through physical interaction [J]. Robotics and autonomous systems, 2015, 63: 279-292. DOI: 10.1016/j.robot.2014.09.021
- [10] LEDERMAN S J, KLATZKY R L. Extracting object properties through haptic exploration [J]. Acta psychologica, 1993, 84(1): 29-40. DOI: 10.1016/0001-6918(93)90070-8
- [11] STEINBACH E, STRESE M, EID M, et al. Haptic codecs for the tactile Internet [J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(2): 447-470. DOI: 10.1109/JPROC.2018.2867835
- [12] GOKHALE V, NAIR J, CHAUDHURI S. Congestion control for network-aware telehaptic communication [J]. ACM transactions on multimedia computing, communications, and applications, 2017, 13(2): 1-26. DOI: 10.1145/3052821
- [13] 王守相, 陈海文, 潘志新, 等. 采用改进生成式对抗网络的电力系统量测缺失数据重建方法 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 56-64
- [14] WEI X, ZHOU L. AI-enabled cross-modal communications [J]. IEEE wireless communications, 2021, 28(4): 182-189. DOI: 10.1109/MWC.001.2000448
- [15] PURRI M, DANA K. Teaching cameras to feel: estimating tactile physical properties of surfaces from images [EB/OL]. (2020-04-29)[2021-11-07]. <https://arxiv.org/abs/2004.14487>
- [16] TAKAHASHI K, TAN J. Deep visuo-tactile learning: estimation of tactile properties from images [C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE: 8951-8957, 2019. DOI: 10.1109/ICRA.2019.8794285
- [17] WEI X, SHI Y, ZHOU L. Haptic signal reconstruction for cross-modal communications [EB/OL]. [2021-11-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9577216>. DOI: 10.1109/TMM.2021.3119860, 2021
- [18] STRESE M, SCHUWEK C, IEPURE A, et al. Multimodal feature-based surface material classification [J]. IEEE transactions on haptics, 2017, 10(2): 226-239. DOI: 10.1109/TOH.2016.2625787
- [19] YUAN Z, WEI X, CHEN J, et al. Ultra-reliability connectivity with redundant D2D transmission scheme for tactile Internet [C]//2019 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2019: 1-6. DOI: 10.1109/GCWkshps45667.2019.9024454
- [20] ZHOU L, WU D, CHEN J, et al. Cross-modal collaborative communications [J]. IEEE wireless communications, 2020, 27(2): 112-117. DOI: 10.1109/MWC.001.1900201

#### 作者简介



刘恒发, 南京邮电大学在读博士研究生; 主要研究方向为多媒体大数据分析与管理。



魏昕, 南京邮电大学教授; 主要研究领域为多媒体通信、多媒体大数据分析与管理; 先后主持和参加各类科研项目 20 余项; 发表论文 70 余篇, 出版英文学术专著 1 部。