

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513658

数据驱动的纹理摩擦建模与触觉渲染方法研究*

陈大鹏^{1,2,3}, 丁益^{1,2}, 娄隽铖^{1,2}, 刘佳^{1,2,3}, 宋爱国^{3,4}

(1. 南京信息工程大学自动化学院 南京 210044; 2. 江苏省智能气象探测机器人工程研究中心 南京 210044;
3. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044; 4. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要:作为纹理的重要触觉感知维度,摩擦特征对于虚拟纹理的触觉真实感有显著影响。已有的研究已经利用传统的物理摩擦模型对表面摩擦进行建模,但这类方法常伴随较高的计算复杂度和参数设定的繁琐性。为了避免复杂的纹理建模过程,并实时预测与虚拟纹理交互时需要向用户反馈的滑动摩擦力,本研究以融合注意力机制的编码器-解码器为主体,建立了一个端到端的纹理摩擦预测模型(TFPM)。该模型以前一段时间摩擦力数据与用户动作信息作为输入,能够高精度地生成实时摩擦力信号,并在应对常见纹理时展现出较强的泛化效果。继而开发了一种具备实时采集操作信息(按压力与滑动速度)功能的触觉设备,通过与Touch设备进行组合来采集与70个真实纹理交互时的数据,并与SENS3数据库一同用于对模型进行训练。为进一步验证模型的泛化能力,针对测试集中的纹理样本进行了性能评估实验。结果表明,模型能够高质量地渲染虚拟纹理的摩擦属性(均方根误差为0.0257),并能有效地对数据库之外的纹理进行触觉建模。最后,通过心理物理实验确定了各类虚拟纹理摩擦信号的最佳增益参数,并据此开展了3项用户体验实验。实验结果表明,提出的方法获得了当前最高的感知平均相似度评分(6.25),能够为用户带来更加真实的虚拟纹理交互体验。

关键词: 触觉纹理建模;摩擦再现;动作信息;深度学习;力触觉反馈

中图分类号: TH7 TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Research on data-driven texture friction modeling and tactile rendering method

Chen Dapeng^{1,2,3}, Ding Yi^{1,2}, Lou Juncheng^{1,2}, Liu Jia^{1,2,3}, Song Aiguo^{3,4}

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Province Engineering Research Center of Intelligent Meteorological Exploration Robot (C-IMER), Nanjing 210044, China;
3. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAETT), Nanjing 210044, China; 4. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: As an important haptic perception dimension of texture, the friction feature has a significant impact on the haptic realism of virtual textures. Previous studies utilize traditional physical friction models to model surface friction. However, such methods are often accompanied by high computational complexity and cumbersome parameter setting. To avoid complex texture modeling processes and predict real-time sliding friction that needs to be fed back to the user when interacting with virtual textures, this study establishes an end-to-end texture friction prediction model (TFPM) based on an encoder-decoder that integrates attention mechanisms. This model takes friction data from the previous period and the user's action information as inputs, which can generate real-time friction signals with high accuracy. It shows a strong generalization effect when dealing with common textures. Subsequently, a haptic device with the function of real-time collection of operation information (pressing pressure and sliding speed) is developed. By combining with the Touch device, data was collected when interacting with 70 real textures, and it was used in conjunction with the SENS3 database to train the model. In order to further verify the generalization ability of the model, a performance evaluation experiment is carried out for the texture samples in the test set. The results show that the model can render the frictional properties of virtual textures with high quality (root mean square

收稿日期: 2025-01-07 Received Date: 2025-01-07

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(62473200)、江苏省青年科技人才托举工程项目(JSTJ-2024-195)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJGX24_0467)资助

error is 0.025 7), and can effectively model the tactile textures outside the database. Finally, the optimal gain parameters of various virtual texture friction signals are determined through psychophysical experiments. Based on this, three user experience experiments are carried out. The experimental results show that the proposed method achieves the highest perceived average similarity score currently (6.25), which can bring users a more realistic virtual texture interaction experience.

Keywords: haptic texture modeling; friction display; action information; deep learning; haptic feedback

0 引 言

力触觉技术的发展使用户与虚拟物体进行有感觉的交互成为可能^[1-2]。作为物体表面的基本特征^[3],纹理的精确建模与渲染一直是触觉领域的重要研究内容。Hollins 等^[4]在研究中指出,纹理感知的主要心理学维度包括粗糙度、顺应性和粘性,即对应于物理学视角下的粗糙度、硬度和摩擦^[5]。相比于难以通过视觉直接进行测量的摩擦和硬度特征,粗糙度特征能够被人们同时通过视觉和触觉所感知。因此,大量的研究已经在纹理图像的基础上提出了多种针对粗糙度再现的触觉纹理建模方法,包括直接从纹理图像中提取粗糙度特征并进行触觉再现的方法^[6],通过对真实交互信号进行插值的数据驱动方法^[7],基于深度学习的跨模态数据驱动方法^[8],以及结合视觉与实时交互动作信息的振动加速度生成方法^[9-10]。可见已有的触觉纹理建模方法通常不关注粗糙度之外的纹理维度,或假设虚拟物体是摩擦系数恒定的刚性表面。由于摩擦主要以切向力的形式反馈,其通常不像粗糙度那样容易通过工具介导的振动反馈进行再现。然而,摩擦特征显然会影响人们理解纹理和操作物体的准确性^[11-12]。

传统对摩擦特征进行触觉再现的方法主要使用物理摩擦模型^[13](如库伦模型^[14]、Karnopp 模型^[15]和 Dahl 模型^[16]等)来模拟与物体表面接触时的动态摩擦系数和相互作用力来产生摩擦力,并利用电振动^[17-18]或力反馈^[19-20]向用户反馈摩擦感受。例如,Jiao 等^[21]基于工具与真实纹理交互过程中摩擦力与法向压力之间的关系,应用库伦模型^[14]推导出数据库中纹理表面的摩擦系数,从而创建了 HapTex 织物数据库。Richard 等^[22]分别使用 Dahl 模型^[16]和 Karnopp 模型^[15]对两种不同材料相互滑动时产生的摩擦进行了建模和触觉再现。Ziherl 等^[23]采用扩展阻尼和串联弹簧的修正 Dahl 模型^[16]对多种材料(如木材、玻璃、纸张等)的摩擦特性进行了建模,并通过实验数据拟合和虚拟/真实环境中的触觉实验,验证了该模型的有效性和适用性。然而,上述基于物理摩擦模型的方法存在明显的局限性^[24]。这些方法一方面依赖于高阶微分方程,计算量大,难以适应复杂纹理表面的实时预测需求;另一方面,模型参数的获取依赖于实验测量,缺乏统一标准且易受环境干扰,导致模型的通用性和

可迁移性不足。

随着深度学习技术的发展,一些研究已经将生成对抗网络应用于纹理表面摩擦系数估计。此类方法利用纹理图像中的属性直接预测摩擦系数,而无需复杂的物理建模。例如,Cai 等^[17]利用生成对抗网络从织物材料的纹理图像中生成对应的摩擦系数,并通过电振动模拟不同织物材料的触觉反馈。Li 等^[25]通过带梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络,直接从纹理图像中生成虚拟表面的摩擦系数。然而,这些方法的结果在很大程度上取决于输入图像的质量。另外,仅依赖于表面的视觉特征的触觉摩擦估计通常不适用于更一般的应用场景。例如,具有不同的视觉特征的材料表面可能具有相同的摩擦系数,反之亦然。

与图像方法相比,基于交互信息的方法直接收集工具或人体与真实表面交互时的摩擦力和法向力数据,并通过模型拟合估计摩擦系数,从而避免了单纯依赖视觉图像所带来的局限性。例如,Culbertson 等^[26]手持工具采集了在真实纹理表面滑动时的法向力和摩擦力数据,并通过库仑摩擦模型来拟合二者之间的关系,进而估计出真实纹理对应的摩擦系数。Felicetti 等^[27]使用摩擦诱导振动的方法,通过解析与真实表面接触时产生的振动信号的幅度和频谱,间接表征了不同表面的摩擦系数。这类方法虽然能够大致估计织物表面的摩擦系数,但由于纹理表面摩擦系数分布的不均匀性,以及交互过程中难以精确获取每个位置的摩擦系数,直接使用测得的摩擦系数进行纹理摩擦模拟会带来一定的偏差。本研究通过捕获前一时间段位置的摩擦力与动作信息特征,来计算对应的摩擦系数,并利用其进一步预测下一位置的摩擦系数,从而避免了对纹理每个位置摩擦系数进行测量的需求。

与传统的物理模型和摩擦系数估计方法不同,基于数据驱动的力触觉渲染方法直接利用真实交互数据来生成虚拟触觉反馈,无需模拟复杂的接触动力学。这种方法通过数据训练可以自然地保持物理交互的真实效果,提高用户在虚拟环境中对物体属性的感知相似度^[28],因此近年来受到了越来越多的关注^[29]。早期的数据驱动方法通过对已有数据进行插值,主要应用于纹理的粗糙度建模与再现^[30]。最近,一些研究将深度学习应用于数据驱动的触觉纹理建模中,这些方法能够表达复杂的函数关系,并保持与虚拟纹理交互的真实感。例如,

Otake等^[31]提出了一种结合低频摩擦模型和高频纹理模型的方法,通过准静态摩擦模型捕捉低频信号特性,同时利用自回归模型提取高频信号的细腻纹理特性,最终通过电静摩擦显示器动态生成宽频摩擦力。Lu等^[32]使用数据驱动的库仑摩擦模型,通过线性拟合实验数据与用户实时交互信息,动态计算并渲染切向摩擦力。然而,这些方法都存在对插值技术或实验数据的高度依赖性,在面对复杂条件(如动作信息剧烈变化或复杂纹理表面)时,难以准确捕捉非线性摩擦力的动态变化。尤其是在数据稀缺或分布不均的情况下,这些技术容易引发显著误差。

尽管已有多种方法能再现虚拟纹理的摩擦感,但将切向摩擦纳入纹理的触觉再现过程仍存在一些挑战性^[33]。例如,切向摩擦力的大小通常由纹理表面的摩擦特性和用户施加的法向压力共同决定。在实际情况下,纹理表面的摩擦系数还会随位置而变化,导致摩擦力在不同区域呈现不均匀的分布。此外,在探索纹理表面的过程中,用户施加的法向压力与滑动速度通常具有不稳定性,这种波动会持续影响切向摩擦力的生成,从而给纹理表面准确的摩擦建模与再现带来困难。

为了避免复杂的纹理建模过程并实时向用户反馈滑动摩擦力,本研究提出一种纹理摩擦预测模型(texture friction prediction model,TFPM)。该模型首先通过分析前一时间段的摩擦力与动作信息之间的关系来预测当前时刻位置的摩擦系数。然后,结合当前时刻的按压力与滑动速度信息,实时生成对应的摩擦力。为了验证模型的性能,设计了一款能实时采集动作信息的触觉装置,用

于采集与70个真实纹理交互的触觉数据。这些数据与SENS3数据库一同用于训练模型,并通过时频域信号的对比和频域上的均方根误差(root mean square error, RMSE)评估了模型的生成效果。此外,为使虚拟纹理的摩擦感受与其对应的真实纹理相匹配,通过心理物理学实验确定了最佳摩擦增益,并利用纹理分类模型为虚拟纹理匹配相应的增益值。最后,执行了3项用户实验。结果表明,TFPM能够高质量地渲染虚拟纹理的摩擦属性,同时添加最佳增益值能进一步增强用户对虚拟纹理摩擦真实感的体验。

1 纹理摩擦预测模型的建立

在用户与虚拟纹理交互时,本研究通过结合先前的摩擦力信号、当前时刻实时的动作信息(按压力和滑动速度)和摩擦系数,合成当前时刻的摩擦力信号,公式表示为:

$$f_k = g(\mu_k, p_k, v_k, f(k-1)) \quad (1)$$

其中, f_k 表示 k 时刻的摩擦力, $g(\cdot)$ 表示所建立的模型, μ_k 表示 k 时刻交互的摩擦系数, p_k 表示 k 时刻的压力信号, v_k 表示 k 时刻的速度信号, $f(k-1)=[f_1, f_2, \dots, f_{k-1}]$ 表示 k 时刻之前的摩擦力。 $a(k-1)=[a_1, a_2, \dots, a_{k-1}]$ 表示 k 时刻之前的动作信号,且 $a_i=[p_i, v_i]$ 。在此,定义 $f(0)=0$,模型输入的压力、速度和摩擦力信号长度为 l ,且 $1 \leq k \leq l$ 。

本研究设计了一个数据驱动的TFPM,其整体结构如图1所示。

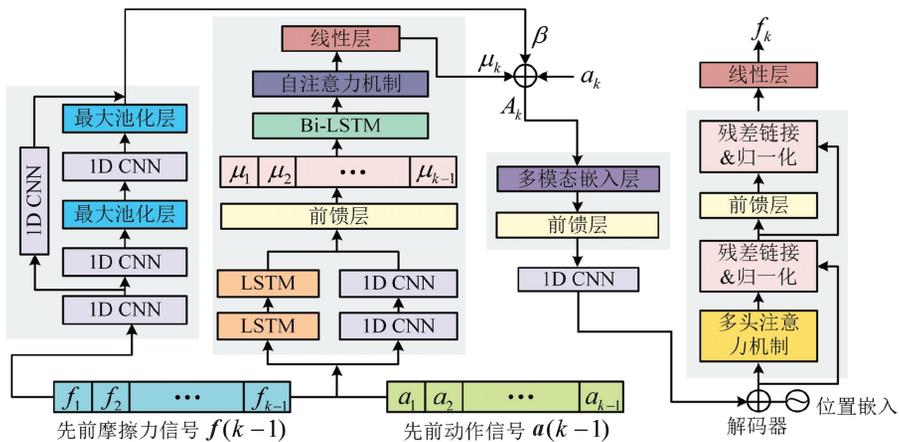


图1 TFPM的结构图

Fig.1 Framework of the TFPM

首先,模型以前一时间段的摩擦力信号 $f(k-1)$ 和动作信号 $a(k-1)$ 作为输入,分别通过两层一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1D CNN)和长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络对其进行特

征提取,并通过前馈层预测对应的摩擦系数特征向量 $\mu(k-1)=[\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{k-1}]$ 。随后,模型通过双向长短期记忆(bidirectional long short-term memory, Bi-LSTM)网络捕获摩擦系数特征向量的上下文特征,并结合自注意

力机制,根据预测相关性为输入特征序列中的各元素分配权重,最终通过线性层计算当前时刻的摩擦系数 μ_k 。

同时,为增强网络的鲁棒性,模型利用多层卷积神经网络对前一时间段的摩擦力信号进行特征提取,得到局部特征向量 β 。将 μ_k 、 β 与该时刻对应的动作信号 a_k 串联,得到总的特征向量 A_k ,即:

$$A_k = \mu_k \oplus a_k \oplus \beta \quad (2)$$

接着,通过多模态嵌入模块进一步提取 A_k 的最显著特征,并将其连接至解码器。最终,通过线性层预测当前时刻的摩擦力信号 f_k 。在这里,选用 Transformer 解码器作为基础结构,并移除其中的掩码机制,以更有效地满足交互过程中对实时性的要求。

2 数据库

目前广泛使用的纹理触觉数据库包括 HaTT^[26]、LMT^[34]和 SENS3^[35]。由于 HaTT 数据库缺乏摩擦力信息,而 LMT 数据库未提供位置追踪数据,均无法满足本研究在摩擦建模与交互还原方面的需求。因此,本研究选用 SENS3 数据库作为纹理触觉渲染模型的测试与验证平台。SENS3 数据库涵盖 10 类共 50 种不同的纹理图像,并收录了实验者在受控力-速度矩阵条件下,在每个纹理表面上滑动 5 s 时记录的三轴力、力矩和速度等数据。将 z 轴方向的力分量作为按压力,并通过合成 x 和 y 轴的力分量 F_x 与 F_y 来计算摩擦力 f ,其大小可表示为:

$$f = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (3)$$

为保证数据的一致性和可比性,SENS3 数据库在记录滑动时的触觉数据时,对施加的力和滑动速度分别设定了最大 1 N 的力和最大 200 mm/s 的速度约束。然而,用户与纹理交互的力和速度可能超出约束范围。

为了采集用户在纹理表面自由滑动时的触觉数据,设计并构建了一套数据采集系统,如图 2 所示。

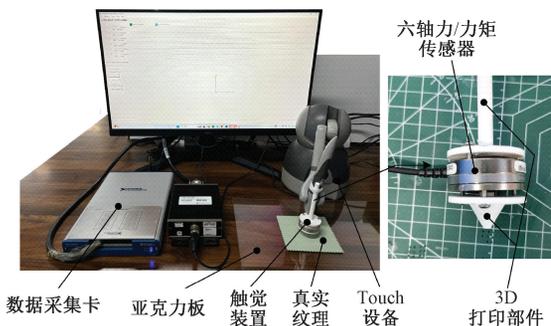


图 2 数据采集的设备和场景

Fig. 2 Devices and scenario for data collection

该系统由电脑、数据采集卡 (USB-6341, National Instruments Inc., USA)、力触觉设备 (Touch, 3D Systems

Inc., USA)、六轴力/力矩传感器 (Mini 40 SI-40-2, ATI Industrial Automation Inc., USA)、亚克力板和真实纹理样本构成。利用 3D 打印部件对六轴力/力矩传感器进行固定,构建触觉装置,并将其安装于 Touch 设备的手柄处。传感器记录的力/力矩数据涵盖 x 、 y 和 z 轴 3 个方向。使用 z 轴方向的力分量为按压力,并采用卡尔曼滤波方法^[36]对滑动速度进行计算与校正。具体而言,以 x 和 y 轴的力分量 F_x 与 F_y 为输入,根据牛顿第二定律计算加速度 a_x 和 a_y ,并通过加速度的时间积分得到初步估计的滑动速度。此外,将 x 和 y 轴的力矩 T_x 和 T_y 作为观测数据,与力分量一并输入卡尔曼滤波器,动态校正滑动速度的估计值,从而获得更为精准且稳定的滑动速度。进一步地,利用式(3),通过合成 x 轴和 y 轴的力分量来计算摩擦力 f 。

参考 SENS3 数据库的纹理样本,从生活中常见的 8 类真实纹理材料 (织物、木材、皮革、塑料、金属、纸张、泡沫和砂纸类别) 中选取了 70 个真实纹理作为数据采集的样本。所有样本均被裁剪为 100 mm×100 mm 的尺寸,并通过双面胶固定于厚度为 3 mm 的亚克力基板上。为避免对表面顺应性产生影响,胶带仅粘贴于样本边缘。随后,使用相机对样本进行图像采集。图 3 展示了 70 个纹理样本中 6 个不同类别的代表性图像。之后,将图像分辨率调整至 1 200×1 200。以上纹理的捕获条件及对应的图像参数都与 SENS3 数据库一致。

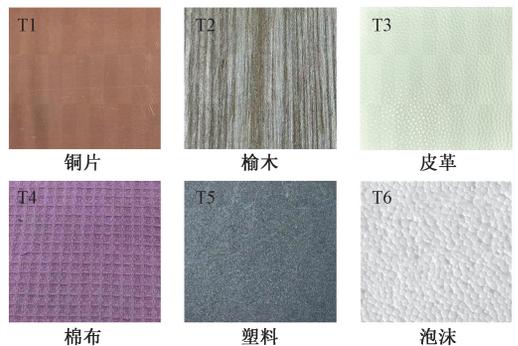


图 3 部分真实纹理样本

Fig. 3 Partial real texture samples

对于每个真实纹理样本,用手握住图 2 中固定在 Touch 设备手柄上的触觉装置,以自由探索的方式在纹理表面滑动 15 s。自由探索模式符合用户实际的交互行为,有助于获取真实的力反馈数据,能提高数据对真实触觉探索过程的反映能力。为减少噪音和有目的的人体运动的影响^[26],并确保信号的稳定性与可靠性,将收集到的力和力矩信号数据以 100 Hz 的截止频率进行低通滤波,进一步计算得到滑动速度和摩擦力数据。

针对每个真实纹理样本,采集了触觉装置在其表面自由滑动 15 s 过程中产生的滑动速度、按压力及摩擦力

信号数据,并将这些数据与 SENS3 中的数据一同用于训练 TFPM。通过加入本研究收集的触觉数据,不仅丰富了不同纹理样本的触觉信息,还包含了超出力-速度约束范围的数据,从而增强了模型对多样化触觉输入的适应性和鲁棒性。

2.1 数据库扩增

为提升模型的计算效率与泛化能力,采用基于滑动窗口的数据增强策略对原始数据库进行扩展处理,如图 4 所示。

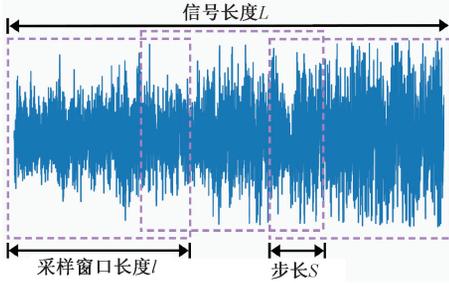


图 4 滑动窗口采样

Fig. 4 Sliding window sampling

设信号的整体数据长度为 L , 采样窗口大小为 l , 每次滑动的步长为 s , 则可获得的样本总数 n 可表示为:

$$n = (L - l) / s \quad (4)$$

将 SENS3 数据库以及收集的 70 个真实纹理样本中的时间序列数据划分为长度 l 为 180 的独立序列, 并采用重叠长度 s 为 20 的数据滑窗方式进行采样, 从而实现对训练数据库的有效扩展。

2.2 数据库划分

在完成数据库构建后, 进行数据库的划分。具体而言, 从 SENS3 数据库及采集的 70 个真实纹理样本中, 分别随机选取 5 种不同类别的纹理图像及其对应的动作数据作为测试集, 其余部分用于模型训练。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境与训练策略

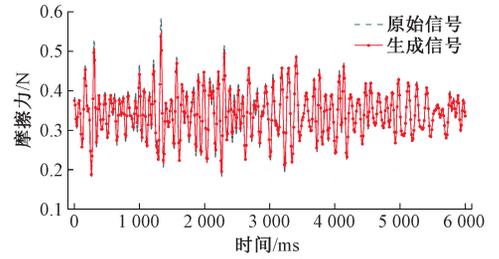
模型的实现与训练是在一台搭载 Intel® core™ i5-12600 KF 处理器和 NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti 显卡的计算机上进行, 开发环境为 Python3.9, 使用 PyTorch2.0 深度学习框架完成。在模型训练过程中, 批处理大小设置为 512, 初始学习率设置为 1×10^{-4} , 训练次数设置为 1 000 次, 选用 RMSE 作为误差函数, 并采用 Adam 优化器^[37]对网络参数进行优化。

3.2 模型有效性实验

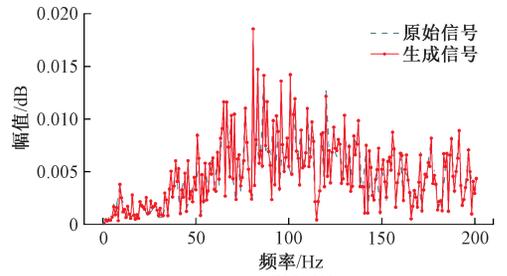
1) 信号重建性能实验

为直观展示 TFPM 在重建摩擦力信号方面的性能,

本节在时域和频域对比了生成信号与原始信号之间的差异, 如图 5 所示。



(a) 时域对比
(a) Time-domain comparison



(b) 频域对比
(b) Frequency-domain comparison

图 5 生成的和原始的摩擦力信号的对比

Fig. 5 The comparison of original and generated friction signals

结果表明, 在时域上, 重建信号与真实信号的波形形状和振幅变化高度相似, 且两者的动态响应特征几乎一致。在频域上, 两个信号的频谱特征表现出较高的相似性, 表明它们在频率分布上也具有高度的一致性。上述结果表明, TFPM 能够有效地重建信号, 较好地还原真实信号的动态变化特征和频率分布特性。

2) 消融实验

为验证 TFPM 关键模块的有效性与合理性, 本节设计消融实验, 通过性能对比定量评估各模块的作用与贡献。多模态嵌入模块与 Transformer 解码器是 TFPM 中的核心组件, 它们通过融合多种信息特征, 最终实现摩擦力的预测。因此, 消融实验的重点集中在摩擦系数预测任务与局部特征提取任务。

在摩擦系数预测任务中, 以 LSTM、前馈层和线性层作为基础模型, 依次引入 1D CNN、Bi-LSTM 和自注意力机制, 逐步验证各模块的性能提升效果, 实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验结果

Table 1 The results of the ablation experiment

方法	RMSE 平均值
LSTM	0.264 3
LSTM+1D CNN	0.187 5
LSTM+1D CNN+Bi-LSTM	0.083 5
LSTM+1D CNN+Bi-LSTM+自注意力机制	0.047 2

从表1中可以看出,LSTM与1D CNN的融合能够更充分地提取数据的局部时序特征和长期依赖特征,并通过前馈层生成摩擦系数特征向量。在此基础上,引入Bi-LSTM和自注意力机制,进一步增强对上下文信息的建模能力,并根据预测相关性为输入序列中的各个特征分配权重,最终通过线性层完成摩擦系数预测。

此外,利用多层卷积神经网络对前一时间段的摩擦力信号进行特征提取,并与摩擦系数及对应时刻的动作信号串联,输入至多模态嵌入模块与Transformer解码器,预测输出摩擦力信号,模型RMSE为0.0257。由此可见,引入多层卷积神经网络对历史摩擦力信号的特征提取,能够增强模型对历史信息的感知能力和局部动态模式的捕捉能力,从而提升预测精度。

消融实验表明,TFPM通过合理组合不同深度学习模块,能够充分利用摩擦力信号的时空特征,显著提高预测准确性。TFPM在3.1节训练策略下的训练结果如图6所示。

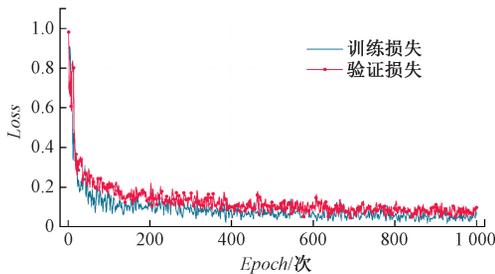


图6 Loss曲线
Fig.6 Loss curve

3.3 模型先进性实验

为对模型性能进行定量分析并验证其先进性,本节将其与两种当前广泛应用且性能优异的基线方法进行了对比评估。这两种方法分别是: TacWgan-gp模型^[25]和联邦闭环学习模型^[38]。参照文献[39]提出的方法,采用500个时间序列并结合滑动窗口技术,对原始信号与生成信号进行对比分析,同时在频域中使用RMSE作为评估指标,衡量两者之间的相似性。表2展示了TFPM与2种现有方法的RMSE均值对比。

表2 不同方法的RMSE对比

Table 2 The comparison of RMSE among different methods

方法	RMSE 平均值
TacWgan-gp 模型 ^[25]	0.028 7
联邦闭环学习模型 ^[38]	0.027 3
TFPM	0.025 7

从结果可以看出,TFPM的RMSE为0.0257,低于其他方法,表明提出的模型能够高精度地重建摩擦信号。此外,还测量了TFPM生成摩擦信号的时间,结果为25~32 ms。由于模型的运行时间低于人类可以意识到的动作与反馈之间的时延(40 ms)^[40],因此模型能够为用户与虚拟纹理的交互提供高保真的摩擦体验。

3.4 模型泛化性能实验

为了评估模型的泛化能力,使用TFPM对测试集中纹理的摩擦力信号进行了重构。图7(a)和(b)分别展示了测试集中SENS3数据库与本研究采集的纹理样本,在时域特性上原始信号与生成信号的对比差异。

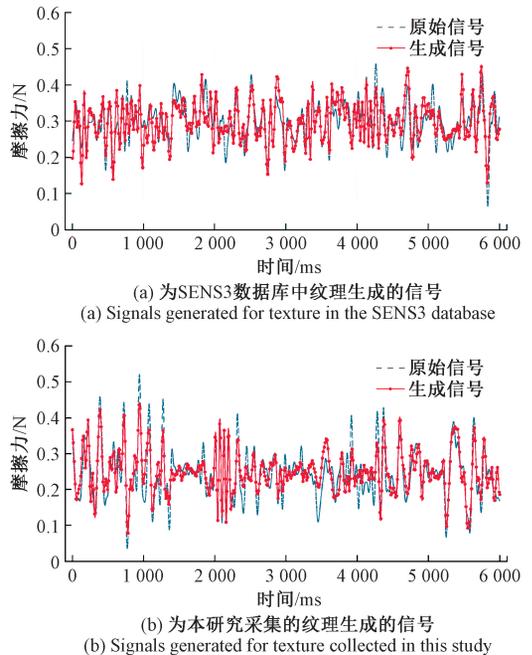


图7 生成的和原始的摩擦力信号的对比

Fig.7 The comparison of original and generated friction signals

从图7中可以看出,生成信号与原始信号在时域上保持了高度一致。上述结果表明,所提出的模型在处理未参与训练的全新纹理图像时,仍能实现高质量的摩擦力信号重建,展现出良好的泛化性能。

4 用户实验

由于虚拟环境中对刚度、阻尼和最大力等摩擦属性的渲染能力和精度均低于真实环境^[22],部分材料的摩擦特性无法被准确呈现,导致用户难以分辨材料的细微差异。为排除虚拟材料摩擦属性与真实材料之间不匹配对实验结果的影响,需要调整虚拟材料的摩擦参数,使其摩擦感受更接近真实材料,确保用户能够在虚拟环境中准

确区分不同属性的材料。为此,本章首先设计了一个心理物理学实验,旨在通过用户的感知评价确定最佳的摩擦增益,以使虚拟材料与其对应的真实纹理的摩擦感受最为相似。在此基础上,通过用户实验对比了提出的TFPM、TacWgan-gp模型^[25](方法1)、联邦闭环学习模型^[38](方法2),在向受试者渲染虚拟纹理摩擦属性时所展示的相似度评分差异,从而评估本研究对虚拟纹理的摩擦属性进行触觉再现的有效性。

4.1 受试者

共有15名受试者(年龄:22.37±3.19岁,mean±SD)参与本实验,均为右利手且具备正常视力。所有受试者至少接受过高中教育,未报告触觉感知方面的任何异常,且在实验前并不知晓研究目的。所有参与者均签署了知情同意书,并获得相应的参与报酬。本研究已获得所属高校伦理审查委员会的批准。为避免听觉线索干扰,实验期间所有受试者均佩戴降噪耳机,以掩盖设备产生的任何声音。

4.2 实验准备

实验使用图3展示的6种真实纹理。在正式实验之前,执行了2个阶段的实验准备工作,旨在采集正式实验所需的基础数据,并确保受试者熟悉实验流程。

1) 数据采集准备:该阶段记录了受试者与真实纹理交互时的切向力数据。具体地,受试者手持图2所示的数据采集装置,在真实纹理表面上进行为期15s的滑动操作,并根据实验人员指令停止操作。实验过程中,受试者的滑动速度需控制在30~60mm/s之间,法向力需维持在0.4~0.8N的范围内。若速度或力度超出规定范围,图形用户界面(graphical user interface, GUI)会发出提示,要求受试者根据提示调整操作。在此阶段,采集受试者在6种真实纹理表面上滑动时的摩擦力数据,并对数据进行100Hz的低通滤波处理。滤波后的数据被存入纹理数据库,供后续摩擦增益设定实验与纹理匹配实验使用,同时通过Touch装置再现切向摩擦力。

2) 熟悉实验:该阶段旨在使受试者熟悉GUI操作流程。研究人员在此阶段向受试者展示了一个木质纹理示例,并同步提供了纹理数据库中对应该木质纹理的摩擦力数据。受试者通过操作GUI中的滑块来调整增益值,从而改变切向力反馈的大小。所有受试者均选定了一个在主观感受上最为适宜的增益值,该数值通常位于两个相邻整数之间。

4.3 实验

1) 实验1:确定最佳摩擦增益

为使虚拟纹理的摩擦感受与其对应的真实纹理相匹配,需要先确定各类纹理的最佳摩擦增益值,以便为后续摩擦信号的回放提供可靠的数据支持。

本研究通过回放式摩擦再现方式进行实验,实验环境布置如图8所示。

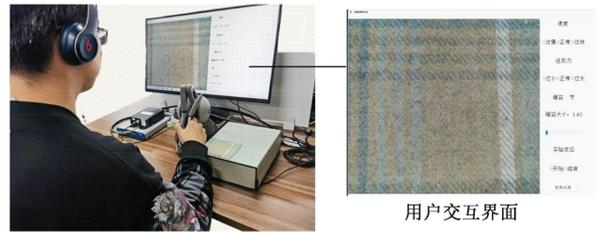


图8 实验场景

Fig. 8 Experimental scenario

实验期间,受试者坐在桌前,右手持装置依次接触真实纹理与虚拟纹理进行体验。为确保条件一致,真实纹理被固定在与虚拟纹理相同的高度位置。实验时,受试者首先手持Touch设备的手柄,使用尖端在真实纹理上滑动,仅通过手柄传递的滑动阻力变化来感知纹理的摩擦特性。然后,在实验者的帮助下,受试者将手柄移动到真实纹理对应的虚拟纹理表面上,感知由Touch设备提供的实时切向摩擦力反馈。在受试者与真实或虚拟纹理进行交互时,需确保其动作参数(按压力和滑动速度)始终维持在预设范围内。在与虚拟纹理的交互阶段中,系统会实时回放训练阶段采集的摩擦力信号。随后,受试者通过GUI界面中的滑块调整回放信号的增益,以实现与真实纹理摩擦体验的匹配。他们的目标是通过适当缩放回放信号,使其在主观感知上与对应的真实纹理最为接近。

由于每个纹理的特性不同,受试者对其的感知增益也存在差异。因此,在实验中,针对不同的纹理,受试者需要调整不同的增益值以获得最佳匹配。受试者可在5min的时间内反复在虚拟纹理上滑动,以确定最佳的增益值。在对一个虚拟纹理做出增益选择后,受试者继续感知下一个纹理,直至所有虚拟纹理的增益值都被确定时,该受试者的实验结束。在所有受试者确定了全部虚拟纹理的增益后,系统计算每类纹理的平均增益值,并将该值作为该类纹理的最佳摩擦增益。

以上实验虽然能获取每种虚拟纹理的最佳摩擦增益,但过程较为复杂。为了在用户与虚拟纹理交互时,系统能自动给该纹理赋予最佳摩擦增益,本阶段构建了纹理分类模型,如图9所示。

该模型通过对输入的纹理图像进行图块嵌入、卷积等操作,逐步完成局部特征提取和全局信息建模,利用多头注意力机制捕获特征间的关系,并通过前馈神经网络进一步优化特征表达,最终通过全连接层和Softmax分类器输出纹理的类别结果。选取SENS3数据库(分为10类)及收集的70个真实纹理样本(分为8类)来训练分类

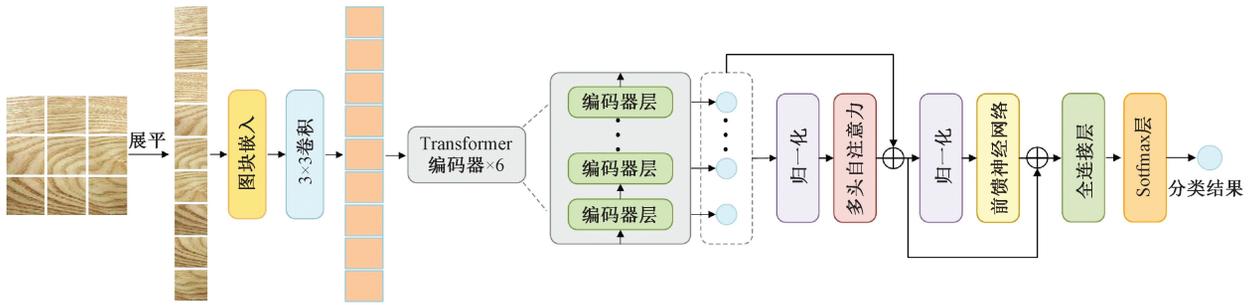


图9 纹理分类模型框架

Fig. 9 Framework of the texture classification model

模型。模型的分​​类准确率达到 96.7%，能够确保准确识别虚拟纹理的类别。

2) 实验 2: 真实和虚拟纹理的匹配实验

在与实验 1 相同的实验环境下,受试者手持触觉反馈装置,并与随机选取的真实纹理进行交互。随后,实验人员为每个真实纹理(例如 T1)创建 5 组不同的虚拟纹理对(例如 T1-T2、T1-T3、T1-T4、T1-T5、T1-T6),并以随机顺序呈现给受试者。虚拟纹理的渲染基于训练阶段记录的摩擦力数据,通过纹理分类模型自动判断其类别,匹配对应的最佳增益值,并通过回放机制生成虚拟纹理的触觉反馈。对于每次呈现的虚拟纹理对,受试者需要判断哪个虚拟纹理与所感知的真实纹理最为匹配。重复上述步骤,直到完成对所有虚拟纹理对的评估。图 10 展示了单次滑动过程中真实摩擦信号与回放信号之间的对比情况。为确保涵盖全部真实纹理类型,该实验流程共重复进行 6 次。

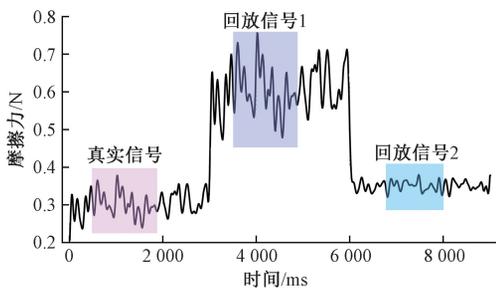


图 10 真实信号与回放信号之间的对比

Fig. 10 Comparison between real signal and playback signal

为验证增益调节对回放信号效果的影响,实验分别采用原始回放信号与经增益放大处理后的回放信号进行测试。通过对比两种条件下的匹配准确率,评估增益设置在提升匹配性能方面的作用。

3) 实验 3: 摩擦再现的对比实验

通过上述 2 项实验,获得了各类纹理对应的最优摩擦增益值。该增益在主观匹配效果上表现最佳,能够在虚拟环境中最大程度地还原与真实纹理一致的摩擦触

感。基于上述结果,进一步设计用户实验,旨在通过受试者的主观评价,比较本研究所提出方法与现有其他方法在虚拟纹理摩擦特性呈现方面的差异与效果。本节将 TFPM 与 2 种现有的方法(前述的方法 1^[25]和 2^[38])进行了比较。由于模型针对虚拟纹理的实时渲染能够满足用户自由探索的需求,实验 3 在实验 1 所用设备的基础上进行了简化,移除了六轴力/力矩传感器,仅依靠 Touch 装置获取受试者在与虚拟纹理交互过程中的动作数据。此外,为排除视觉信息对实验结果的干扰,受试者在实验过程中需佩戴眼罩,确保仅依赖力反馈感知虚拟纹理所产生的摩擦体验。

本实验分为 2 个部分。在第 1 部分中,为了确定受试者感知相似性的总体上下限,依据文献[41]的方法,向受试者呈现成对的真实纹理样本,并让其对每对样本的触觉相似度进行评分。该设计有助于避免评分的极端化倾向,并促使受试者形成相对稳定的感知判断标准。实验中,图 3 中的 6 种真实纹理被随机组合成 12 对样本,其中 6 对为相同纹理,另 6 对为不同纹理。在不同纹理配对中,3 对具有相近的触觉特征(T3-T4、T1-T5、T2-T4),其余 3 对则在触感上存在明显差异(T1-T2、T1-T6、T5-T6)。评分范围设定为 0 到 9 分,0 分代表完全不同的触觉感受,9 分表示完全一致。

第 2 部分则要求受试者对虚拟纹理与其对应真实纹理之间的相似程度进行主观评分,用以评估本研究所提出方法在虚拟摩擦感再现方面的表现。实验初始阶段,6 种纹理以随机顺序依次提供给受试者。在交互过程中,受试者手持 Touch 设备手柄,利用装置尖端在真实纹理表面进行滑动操作,仅依赖尖端所产生的切向摩擦力感知纹理特性,交互持续时间为 10 s。在此阶段,Touch 设备处于非激活状态。随后,在实验者协助下,受试者将 Touch 设备手柄移动至由真实纹理图像生成的虚拟纹理表面。当受试者开始与虚拟纹理交互时,Touch 设备实时记录其操作行为信息。系统从 3 种触觉渲染方法中随机选取一种,用于生成当前的触觉反馈信号。受试者在 10 s 内通过 Touch 设备感知由该渲染方法生成的切向摩

擦力,并对其与对应真实纹理之间的触觉相似性进行主观评分,评分标准与第 1 部分保持一致。

每位受试者需使用同一种渲染方法依次完成对 6 种虚拟纹理的对比评价与相似度评分,直到 3 种触觉渲染方法均用于全部 6 种虚拟纹理的再现过程。每轮实验结束后,受试者可根据需要休息数分钟。

4.4 实验结果分析

1) 实验 1:摩擦增益确定

在实验 1 中,受试者需调节回放信号的增益,使虚拟纹理在摩擦感知上尽可能接近其对应的真实纹理。研究表明,在追求与真实纹理高度匹配的过程中,受试者普遍倾向于对虚拟纹理的摩擦力信号进行比例放大。多数受试者反馈称,未经调整的原始回放信号在触觉体验上明显弱于真实纹理交互,从而解释了增益调高的普遍趋势。为了量化这种缩放,参照文献[42]的做法,将 G_f 定义为用真实纹理和重放纹理捕获的两个信号各自频谱功率的总体差异,即:

$$\log_2(G_f) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log_2(|f_p[n]| / |f_r[n]|) \quad (5)$$

其中, N 表示频率点总数, f_p 表示从回放中捕获的摩擦测量信号的傅里叶变换, f_r 表示从真实纹理和摩擦调制产生的原始信号的傅里叶变换。图 11 描述了这种计算的示例,其中回放信号与原始信号的增益值的差值即为 $\log_2(G_f)$ 。

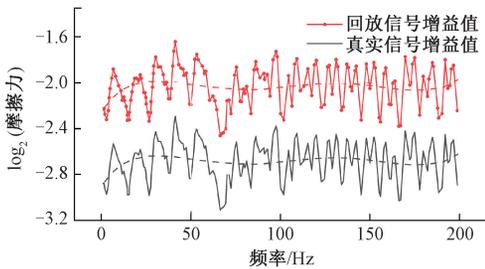


图 11 从真实和回放信号数据中计算出的增益值

Fig. 11 Gain values calculated from real and replay signal data

同时,基于上述计算结果,展示了所选 6 种纹理在回放过程中对应的最优摩擦增益值及其标准误差,并通过直线连接表示其变化趋势,如图 12 所示。结果表明,所选增益值的大小与纹理类型密切相关,不同纹理对应的最优增益存在明显差异。

2) 实验 2:匹配实验

实验 2 通过分析受试者在摩擦信号放大前后对纹理样本识别的表现,评估所确定增益值的有效性。具体地,实验比较了原始摩擦信号回放与增益放大后回放所对应的纹理匹配准确率(%),结果如图 13 所示。

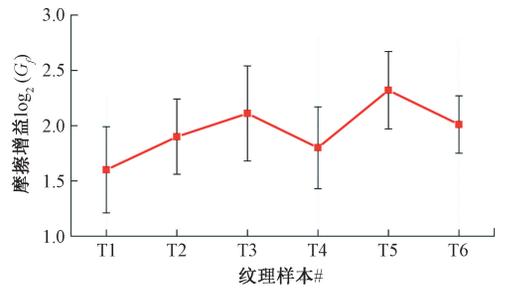


图 12 每种纹理对应的最佳摩擦增益的分布

Fig. 12 The distribution of optimal friction gain corresponding to each texture

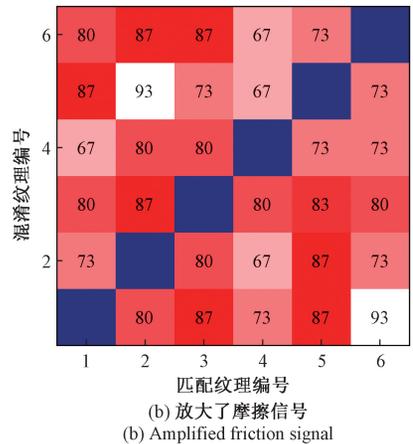
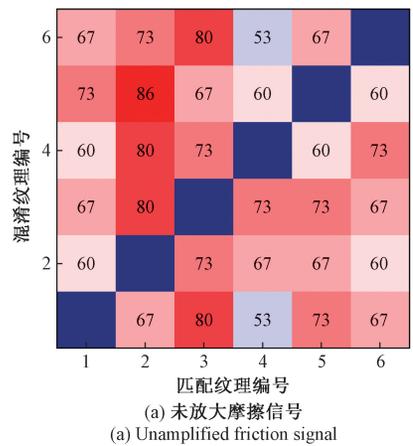


图 13 正确匹配纹理的受试者比例

Fig. 13 Proportion of subjects who correctly match the textures

接着,利用配对 T 检验定量研究了 2 种方法的差异。表 3 给出了受试者在摩擦信号放大前后对 6 种纹理的平均匹配正确率的成对样本统计量。

其中对摩擦信号未放大和放大后的平均匹配正确率分别为 68.63% 和 79.00%。随后,对其进行了配对 T 检验分析 ($t = -9.946, p < 0.001$), 表明受试者在 2 种方法下对 6 个纹理的匹配正确率存在高度显著差异。总体

表3 摩擦信号放大前后的平均匹配正确率

Table 3 Average matching accuracy before and after friction signal amplification

摩擦信号放大前后的 准确率	均值/ %	<i>N</i>	标准差/ %	均值的标准 误差/%
准确率(未放大)	68.63	6	6.092	2.487
准确率(放大后)	79.00	6	4.888	1.996

而言,增强真实纹理的摩擦特性在一定程度上提高了用户在虚拟环境中对不同材料属性的辨别能力。

3) 实验3:对比实验

第1部分实验共采集了180组评分数据(15个受试者×(6+6)对)。基于这些评分结果,统计分析了相同与不同真实纹理组合的相似度得分,具体结果如图14所示。

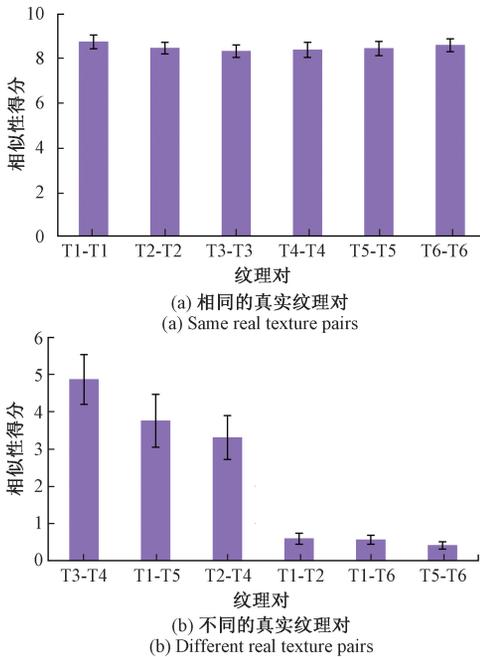


图14 真实纹理对的平均相似度得分

Fig. 14 Average similarity score of real texture pairs

实验结果显示,在相同真实纹理的配对中,铜片-铜片组合的相似度评分最高,为8.75;相比之下,皮革-皮革组合的评分略低,为8.33。在不同真实纹理的配对中,皮革-棉布组合得分最高,为4.87;而塑料-泡沫组合的评分最低,仅为0.41。为明确用户评分的合理范围,以保证实验结果位于有效评分区间内,认为受试者的评分应在0.41~8.75。

第2部分实验共获得了270组主观评分数据(15个受试者×6种纹理×3种渲染方法)。通过对实验数据的整理与分析,获得了每种纹理在3种渲染方式下的主观

真实感评分均值。每项评分均基于15位受试者的评价结果,剔除最高分和最低分后取平均值计算得出,结果如图15所示。

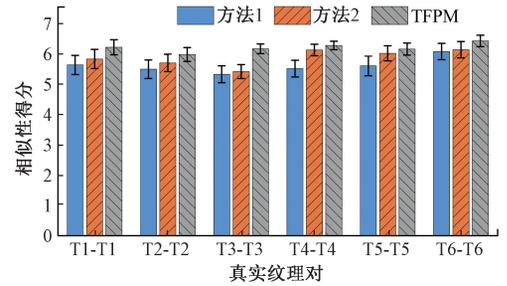


图15 基于3种渲染方法的感知相似度比较

Fig. 15 Comparison of perceived similarity based on three rendering methods

从图15中可以看出,本研究方法优于现有方法,但在部分情况下与方法2的结果相近。随后,以纹理类型与渲染方法为自变量,对相似度评分数据进行双因素方差分析。结果显示,纹理种类($F(5, 252) = 5.23, p < 0.001$)和渲染方法($F(2, 252) = 5.78, p < 0.001$)对评分结果均具有显著影响,二者在统计学上均达到高度显著性水平。

4.5 讨论

本部分旨在通过用户实验调查提出的TFPM生成滑动摩擦信号的准确性,并探讨在虚拟环境中放大真实纹理的摩擦属性对于帮助用户区分不同材料属性的作用^[23]。在进行用户实验之前,通过心理物理学实验确定了所选择的6种真实纹理各自对应的最优摩擦增益值。实验1的结果表明,各类纹理对应的最优摩擦增益存在差异,这在很大程度上由纹理的材质特性及其表面加工结果(如表面粗糙度)所决定。此外,该差异也可能与实验中设定的滑动速度与按压力的范围有关。

基于实验1的发现,实验2进一步比较了摩擦信号放大前后用户匹配真实纹理与虚拟纹理的准确率。在对摩擦信号进行增益放大后,纹理匹配的准确率提升幅度介于6.8%~13.0%,说明所选摩擦增益在增强用户对虚拟环境中材质纹理的感知方面具有积极作用。然而,实验结果也显示,受试者在匹配真实纹理与回放纹理时的准确率整体仍偏低,最高仅达85.4%。这一现象可能归因于所提出的TFPM方法及其对应的最优增益仅重建了纹理的摩擦特性,尚未涵盖纹理在其他感知维度上的复杂属性。另外,不同纹理可能具有相似的摩擦感受,从而造成误匹配。

实验3旨在验证所提出的TFPM在摩擦信号生成方面的准确性,采用用户的主观感知评价其摩擦渲染效果,以反映模型在真实感再现方面的性能。第1部分通过比

较相同/不同的真实纹理之间的相似度评分,得到了用户评分的合理区间。第2部分通过比较TFPM与方法1和2在摩擦渲染任务中的真实感评分,对模型的渲染性能进行了评估。结果显示,所提出的摩擦渲染方法在6种纹理条件下的平均相似度评分为6.25,显著高于评分范围的下限。具体而言,在多数纹理情境下(T1-T3与T6),TFPM的评分明显优于其余两种方法;在部分案例(T4与T5)中,尽管其表现与方法2相近,但仍明显高于方法1。这说明,TFPM在简化参数设定的前提下,依然能够提供与方法2相当甚至更优的交互真实感。

此外,实验还发现,无论采用哪种摩擦渲染方式,其获得的真实感评分普遍低于评分区间的上界。这一结果表明,仅通过摩擦属性的再现,难以在虚拟环境中完整模拟真实纹理的多维感知体验。在实际操作中,用户在接触真实纹理时,除了感知摩擦力,还会获得关于粗糙度、硬度等其他触觉信息;而在虚拟交互中,系统仅反馈摩擦相关的感知,导致整体真实感评价下降。这也在一定程度上解释了实验2中匹配准确率偏低的现象。

5 结 论

为了向用户传达虚拟纹理的摩擦感受,本研究建立了一个端到端的纹理摩擦预测模型。通过融合历史摩擦信号与实时动作信息(按压力、滑动速度),并使用自注意力机制捕捉关键特征,有效解决了摩擦力非线性动态变化的问题。同时,TFPM能够处理摩擦力在空间上的不均匀分布,确保了模型不仅能反映纹理的物理特性,还能动态地响应用户的操作。此外,还研制了一款具有实时动作信息采集功能的触觉装置。通过结合Touch设备,该装置记录了与真实纹理交互时的按压力、滑动速度、滑动摩擦力等数据,并与SENS3数据库一同用于训练所提出的模型。本研究在时域和频域中直观地展示了模型生成的信号与原始信号的差异,并在频域中计算了它们之间的RMSE。性能测试结果表明,模型生成的信号与原始信号之间的RMSE为0.0257,且25~32ms的信号生成延迟也小于触觉的时间分辨率,说明提出的模型能够实现高质量的虚拟纹理摩擦特性渲染。随后,通过心理物理学实验确定了每种纹理的最优摩擦增益值,构建了物理-感知映射的补偿机制,从而实现更高真实感的摩擦再现效果。在此基础上,开展用户实验对本研究提出的模型与其他摩擦渲染方法进行了对比评估。实验结果显示,TFPM的平均相似度评分为6.25,说明该方法在无需复杂参数配置的前提下,能够有效增强用户对虚拟纹理的摩擦感知体验,为实现高保真度的虚拟触觉再现提供了一种新的解决方案。

本研究方法尽管从摩擦的触觉再现方面提升了虚拟

纹理的交互真实感,但仍可继续改进。首先,当前模型仅能再现摩擦这一单一纹理属性,限制了其在纹理多维触觉属性渲染上的表现。其次,虽然使用了SENS3数据库与70种真实纹理交互的数据来训练模型,但纹理种类仍然有限,可能导致模型的准确性与泛化能力受限。未来的研究可进一步扩展触觉数据库的规模,涵盖更丰富的纹理类型,以增强模型的训练多样性和泛化能力。同时,进一步改进本研究模型,使其能处理和生成多维触觉属性,实现更加全面和真实的触觉再现。

参考文献

- [1] 陆熊,陈晓丽,孙浩浩,等. 面向自然人机交互的力触觉再现方法综述[J]. 仪器仪表学报,2017,38(10): 2391-2399.
LU X, CHEN X L, SUN H H, et al. Haptic rendering methods for natural human-computer interaction: A review[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(10):2391-2399.
- [2] 谷可欣,李红,李坤阳,等. 软体仿生机械手柔性触觉感知技术研究进展[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(8):13-27.
GU K X, LI H, LI K Y, et al. Research progress of flexible tactile sensing technology for soft biomimetic manipulator[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(8):13-27.
- [3] XING P CH, AN SH SH, WU Y H, et al. A triboelectric tactile sensor with flower-shaped holes for texture recognition[J]. Nano Energy, 2023, 116: 108758.
- [4] HOLLINS M, BENSMAÏA S, KARLOF K, et al. Individual differences in perceptual space for tactile textures: Evidence from multidimensional scaling[J]. Perception & Psychophysics, 2000, 62(8):1534-1544.
- [5] KODAK B L, VARDAR Y. FeelPen: A haptic stylus displaying multimodal texture feels on touchscreens[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28(5):2930-2940.
- [6] 李佳璐,宋爱国,吴涓,等. 基于SFS技术的纹理力触觉再现方法研究[J]. 仪器仪表学报,2010,31(4): 812-817.
LI J L, SONG AI G, WU J, et al. Research on the method of haptic texture display based on SFS[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010,31(4): 812-817.
- [7] CULBERTSON H, UNWIN J, KUCHENBECKER K J. Modeling and rendering realistic textures from unconstrained tool-surface interactions[J]. IEEE Transactions on Haptics, 2014, 7(3):381-393.

- [8] UJITOKO Y, BAN Y. Vibrotactile signal generation from texture images or attributes using generative adversarial network[C]. *Haptics*, 2018:25-36.
- [9] 陈大鹏,陈庚,刘佳,等. 基于纹理图像和用户动作信息的纹理触觉再现方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2024,45(4):145-154.
CHEN D P, CHEN G, LIU J, et al. Research on texture haptic display method based on texture image and user action information [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024,45(4):145-154.
- [10] CHEN D P, DING Y, CHEN G, et al. Low-delay haptic texture display method based on user action information and texture image[J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2025, 199:103500.
- [11] 姜金叶,冯浩,常潇丹,等. 改进 LuGre 模型的挖掘机机器人摩擦补偿控制[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(2):139-147.
JIANG J Y, FENG H, CHANG X D, et al. Improved LuGre model for friction compensation control of robotic excavators[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024,38(2):139-147.
- [12] YU L T, LIU D B. Recent progress in tactile sensing and machine learning for texture perception in humanoid robotics[J]. *Interdisciplinary Materials*, 2025, 4(2): 235-248.
- [13] AKINOLA I, XU J, CARIUS J, et al. TacsI: A library for visuotactile sensor simulation and learning[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2025, 41: 2645-2661.
- [14] DE COULOMB C A. Théorie des machines simples; En ayant égard au frottement de leurs parties et à la roideur des cordages[M]. *Bachelier*, 1821.
- [15] KARNOPP D. Computer simulation of stick-slip friction in mechanical dynamic systems[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control*, 1985, 107(1): 100-103.
- [16] DAHL PHILIP R. Solid friction damping of mechanical vibrations[J]. *AIAA Journal*, 1976, 14(12):1675-1682.
- [17] CAI SH Y, ZHAO L, BAN Y, et al. GAN-based image-to-friction generation for tactile simulation of fabric material [J]. *Computers & Graphics*, 2022, 102: 460-473.
- [18] SONG R, SUN X Y, LIU G H. Cross-modal generation of tactile friction coefficient from audio and visual measurements by transformer[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72:2525912.
- [19] CHEN D P, SONG AI G, TIAN L, et al. FW-Touch: A finger wearable haptic interface with an MR foam actuator for displaying surface material properties on a touch screen [J]. *IEEE Transactions on Haptics*, 2019, 12(3):281-294.
- [20] FELICETTI L, CHATELET E, LATOUR A, et al. Tactile rendering of textures by an electro-active polymer piezoelectric device: Mimicking friction-induced vibrations[J]. *Biotribology*, 2022, 31:100211.
- [21] JIAO J, ZHANG Y R, WANG D X, et al. Data-driven rendering of fabric textures on electrostatic tactile displays[C]. *2018 IEEE Haptics Symposium*, 2018: 169-174.
- [22] RICHARD C, CUTKOSKY M R. Friction modeling and display in haptic applications involving user performance[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2002: 605-611.
- [23] ZIHERL J, MUNIH M. Identifying and presenting friction properties of materials using a haptic robot[C]. *2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*, 2012: 159-164.
- [24] STEFANI A L, BISAGNO N, ROSANI A, et al. Signal processing for haptic surface modeling: A review [J]. *ArXiv preprint arXiv:2409.20142*, 2024.
- [25] LI B SH, HE Y, YU G. TacWgan-gp: Fabric texture-based tactile friction coefficient generation [C]. *2024 27th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design*, 2024:2307-2312.
- [26] CULBERTSON H, LOPEZ DELGADO J J, KUCHENBECKER K J. One hundred data-driven haptic texture models and open-source methods for rendering on 3D objects [C]. *IEEE Haptics Symposium*, 2014:319-325.
- [27] FELICETTI L, SUTTER C, CHATELET E, et al. Tactile discrimination of real and simulated isotropic textures by friction-induced vibrations [J]. *Tribology International*, 2023, 184:108443.
- [28] ILKHANI G, AZIZIAGHDAM M, SAMUR E. Data-driven texture rendering on an electrostatic tactile display[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2017, 33(719): 756-770.
- [29] SHIN S, OSGOUEI R H, KIM K D, et al. Data-driven modeling of isotropic haptic textures using frequency-decomposed neural networks [C]. *2015 IEEE World Haptics Conference*, 2015:131-138.
- [30] CULBERTSON H, ROMANO J M, CASTILLO P, et al. Refined methods for creating realistic haptic virtual textures from tool-mediated contact acceleration data[C]. *2012 IEEE Haptics Symposium*, 2012:385-391.

- [31] OTAKE K, OKAMOTO S, AKIYAMA Y, et al. Tactile texture rendering for electrostatic friction displays: Incorporation of low-frequency friction model and high-frequency textural model [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2021, 15(1):68-73.
- [32] LU SH H, ZHENG M L, FONTAINE M C, et al. Preference-driven texture modeling through interactive generation and search [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2022, 15(3):508-520.
- [33] BASDOGAN C, GIRAUD F, LEVESQUE V, et al. A review of surface haptics: Enabling tactile effects on touch surfaces [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2020, 13(3):450-470.
- [34] STRESE M, BRUDERMUELLER L, KIRSCH J, et al. Haptic material analysis and classification inspired by human exploratory procedures[J]. IEEE Transactions on Haptics, 2019, 13(2):404-424.
- [35] BALASUBRAMANIAN J K, KODAK B L, VARDAR Y. Sens3: Multisensory database of finger-surface interactions and corresponding sensations [C]. International Conference on Human Haptic Sensing and Touch Enabled Computer Applications, 2024:262-277.
- [36] WANG Z L, CHENG J H, QI B, et al. An adaptive Kalman filtering algorithm based on maximum likelihood estimation [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(11):115114.
- [37] KINGMA D P, BA J L. Adam: A method for stochastic optimization [J]. ArXiv preprint arXiv: 1412.6980, 2014.
- [38] ZHANG L P, WANG H M, YANG L J, et al. Federated closed-loop learning for cross-modal generation of tactile friction in tactile internet [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(6):7026-7036.
- [39] HERAVI N, YUAN W ZH, OKAMURA A M, et al. Learning an action-conditional model for haptic texture generation [C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2020:11088-11095.
- [40] OKAMOTO S, KONYO M, SAGA S, et al. Detectability and perceptual consequences of delayed feedback in a vibrotactile texture display [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2009, 2(2):73-84.
- [41] OSGOUEI R H, KIM J R, CHOI S. Data-driven texture modeling and rendering on electrovibration display [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2019, 13(2):298-311.
- [42] GRIGORII R V, KLATZKY R L, COLGATE J E. Data-

driven playback of natural tactile texture via broadband friction modulation [J]. IEEE Transactions on Haptics, 2021, 15(2):429-440.

作者简介



陈大鹏, 2011年于安徽理工大学获得学士学位, 2019年于东南大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学自动化学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为力触觉再现、人工智能、人机交互。

E-mail: dpchen@nuist.edu.cn

Chen Dapeng received his B.Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2011, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 2019. He is currently an associate professor and a master advisor in the School of Automation at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include haptic display, artificial intelligence, and human-computer interaction.



刘佳(通信作者), 2008年于东南大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学自动化学院教授、博士生导师, 主要研究方向为力触觉再现、虚拟/增强现实、人机交互。

E-mail: liujia@nuist.edu.cn

Liu Jia (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Southeast University in 2008. She is currently a professor and a Ph. D. in the School of Automation at Nanjing University of Information Science & Technology. Her main research interests include haptic display, virtual/augmented reality, and human-computer interaction.



宋爱国, 分别在1990年和1993年于南京航空航天大学获得学士学位和硕士学位, 1996年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学仪器科学与工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为力触觉再现、康复工程、机器人遥操作技术。

E-mail: a. g. song@seu.edu.cn

Song Aiguo received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from the Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, respectively, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. He is currently a professor and a Ph. D. in the School of Instrument Science and Engineering at Southeast University. His main research interests include haptic display, rehabilitation engineering, and robotic teleoperation technology.