arXiv:2304.01334v1 [cs.HC] 3 Apr 2023

面向人机交互的社交触摸手势聚类

Ramzi Abou Chahine[1], Steven Vasquez[2],Pooyan Fazli[3],和 Hasti Seifi[4]

摘要—社交触摸为人类与机器人之间提供了丰富的非语言沟通渠道。以往研究已为人机交互确定了一组触摸手势，并用自然语言标签（如抚摸、轻拍）对其进行描述。然而，目前尚无关于用户心目中这些触摸手势之间语义关系的数据。为了赋予机器人触摸智能，我们研究了人们如何感知文献中社交触摸标签之间的相似性。在一项在线研究中，45 位参与者根据感知到的相似性对 36 个社交触摸标签进行分组，并为各组标注描述性名称。我们根据这些分组推导出手势的量化相似度，并使用层次聚类分析这些相似度。分析得出了 9 个触摸手势聚类，分别围绕手势的社交、情感和接触特征形成。我们讨论了研究结果对于社交机器人的触摸感知与交互设计和评估的启示。

I. 引言

过去十年间，社交触摸一直是人机交互（HRI）领域的活跃研究方向。社交触摸手势指人们通过触摸来传达信息或情感，并与其他人类或机器人建立联系的不同方式 [1]。例如，人们可能会轻拍机器人的手臂以引起它的注意，或在感到压力时拥抱机器人宠物。陪伴机器人可能会抚摸用户的手以表达情感支持，或通过推用户的手来引导其动作。以往的研究基于用户与机器人宠物的交互，归纳出一组社交触摸手势并给出了定义 [2]。其他研究则设计并评估了与人形机器人的触摸交互 [3], [4]。这些研究中的触摸手势为机器人触摸传感器的开发与评估提供了指导，有助于研究用户对机器人主动触摸的体验，并为设计机器人对用户触摸的响应提供了参考。

尽管人们对社交触摸交流兴趣浓厚，各种触摸手势之间的语义关系仍不清楚。有些手势的接触特征可能非常相似，甚至完全相同（例如，敲击与 轻拍）；另一些手势则可能在预期情感或社交情境方面相似。人们会形成一种心理
触摸手势语义及其相互关系的结构。这种心理结构塑造了人们的感知，

[1]Ramzi Abou Chahine 任职于英国诺里奇、诺福克 NR4 7TJ 的东英吉利大学计算机科学学院r.abou-chahine@uea.ac.uk[2] Steven Vasquez 任职于美国加利福尼亚州旧金山 94132 的旧金山州立大学计算机科学系svasquez7@mail.sfsu.edu[3]Pooyan Fazli 任职于美国亚利桑那州坦佩 85281 的亚利桑那州立大学艺术、媒体与工程学院pooyan@asu.edu[4]Hasti Seifi 任职于美国亚利桑那州坦佩 85281 的亚利桑那州立大学计算与增强智能学院 hasti.seifi@asu.edu

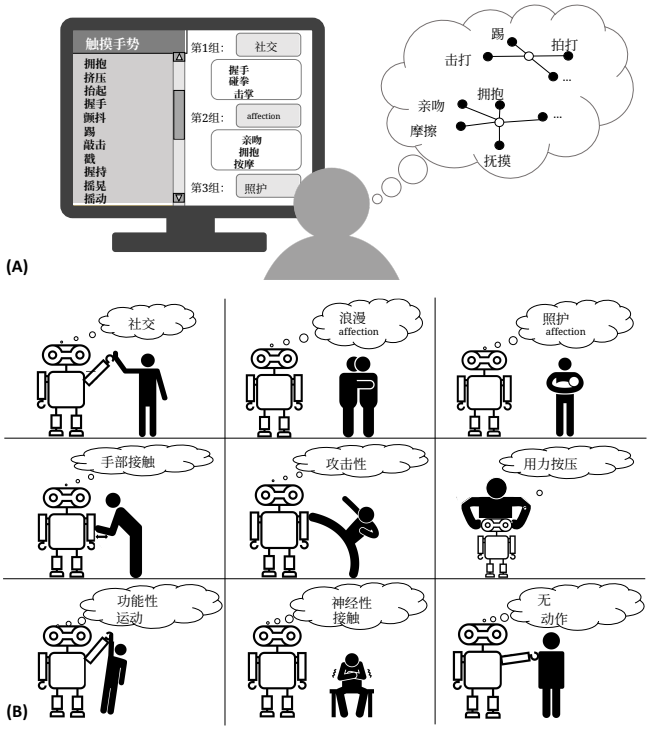


图 1. 在我们的研究中，用户根据感知到的相似性对社交触摸标签进行分组（A）。由此产生的触摸簇可供机器人用于理解并执行与人之间的触摸交互（B）。

解释和使用触摸的方式 [5]。描绘社交触摸手势之间的关系，有助于人机交互研究人员为研究（例如，触摸传感器评估）选择触摸手势，并开发能够以符合社会智能的方式使用触摸的机器人。然而，文献中关于人们如何感知社交触摸手势之间关系的数据仍然很少。

为弥补这一空白，我们首先探究人们如何感知社交触摸标签之间的相似性（例如，抚摸、拥抱）。触摸本质上具有多模态特性，人们施展触摸手势时也可能各有独特风格 [6]。另一方面，人们常用自然语言标签来指称触摸手势的典型特征。人机交互研究也会使用这些触摸标签，请用户以特定方式接触机器人（或传感器） [6], [4] ，或分析用户与机器人之间的交互 [2]。对情绪自然语言标签的研究有助于揭示用户的认知结构，并由此形成情感环形模型 [7]。因此，作为第一步，本文探究了用户心目中社交触摸标签的语义结构。

为了描绘触摸标签之间的关系，我们开展了

一项在线卡片分类研究，邀请了亚马逊机械土耳其上的 56 名用户参与（图 I-A）。参与者获得了文献中 36 种触摸手势的标签和定义，随后根据相似性依次将其分为 4 组、8 组和 12 组，并为每个分组提供描述性名称。基于这些数据，我们通过人工审查数据并对回答进行定量分析，识别出 11 个离群值。随后，我们利用其余 45 名参与者的数据，为这 36 种触摸手势创建了差异矩阵，并在该差异矩阵上应用了凝聚层次聚类。此外，我们使用开放编码（例如，社交、具有攻击性的）分析参与者为各分组提供的描述性名称，并计算各手势的编码频率。

基于上述分析，我们提出了社交触摸手势的 9 个聚类，以及每个聚类中排名靠前的编码分布。利用这些数据，我们将这 9 个聚类解释为以下触摸类型：(1) 社交，(2) 浪漫情感，(3) 照护性情感，(4) 手部接触，(5) 攻击性，(6) 用力按压，(7) 功能性动作，(8) 紧张性接触，以及 (9) 无动作接触（图 I-B）。我们的结果表明，人们主要依据社交、情绪和接触特征对触摸手势进行归类。这些结果首次揭示了人们在理解和概念化社交触摸时所运用的认知结构。我们讨论了这些结果如何帮助设计和评估能够通过触摸进行感知、理解和交流的机器人。

II. 相关工作

A. 人机交互中的社交触摸

关于社交触摸的文献涵盖了从人与人之间的交流到人与机器人之间的互动。Hertenstein 等人研究了二人组如何使用社交触摸手势来传达不同情绪，并发现人在被触摸时能够非常准确地解读预期传达的情绪 [5]。关于人与人触摸的类似研究表明，触摸者可以细微但显著地改变其触摸动作的接触属性，以传达不同的信息 [8]。人机交互研究人员复现了 Hertenstein 等人的研究，以探讨用户和机器人如何通过触摸来传达情绪。一些研究考察了人类如何向机器人传达情绪 [2], [9], [10], ，另一些研究则考察机器人能否通过触摸向人类传达情绪 [11], [12], [13]。

社交触摸手势也为机器人触觉皮肤的开发与评估提供了参考。该领域的既有研究提出了采用新颖工作原理的触摸传感器 [14], 、触感与结构类似于人类皮肤的传感器 [15],，以及用于特定应用的低成本自制传感器，例如为自闭症儿童设计的陪伴机器人 [4]。为评估传感器的效能，研究人员会选取一组社交触摸手势，并要求用户按相应方式触摸传感器。随后，研究人员利用用户与传感器接触时采集的数据对手势进行分类。

上述研究报告了多种触摸手势。Yohanan 和 MacLean 提出了一种触摸词典，其中包含基于用户与毛绒膝上型机器人互动的视频，为 30 种触摸手势提供了标签和定义 [2]。该词典已广泛用于社会触摸研究 [4]–[9], [16]。还有研究提到了与人形机器人互动相关的其他触摸手势，例如碰拳 [17], [18], [19], 握手 [20], [21], [18], 或踢 [22], [5], [23]。为了推动这一领域未来的研究，我们汇集了以往研究中常见的触摸手势，并考察了人们如何理解这些手势之间的关系。

B. 识别感知聚类与语义聚类

心理物理学与交互设计领域的文献提出了通过用户研究估计事物感知相似性与语义相似性的方法。成对评定法要求参与者评定集合中各事物成对出现时的相似程度 [24], [25]。该方法适用于事物数量较少的情况（例如 < 15），但容易受到局部判断产生的噪声影响，也难以扩展至数量庞大的事物集合 [26]–[27]。排序方法又称卡片分类或聚类分类，要求参与者根据事物之间的相似性将其归入不同聚类。这个过程可以通过逐步增加分组数量来重复进行，从而获得细粒度的相似度矩阵 [28], [29]。这种方法能够收集大型事物集合的认知相似性 [7], [30]。随后可利用降维 [7], [24], [25]或聚类技术 [31], [30] 进一步分析相似度矩阵。遵循这一方法，我们采用迭代聚类分类，并请用户为各组命名，以获得社交触摸标签的语义聚类。

自然语言标签已被用于捕捉普通用户对感官和情感项目的认知结构。Russell [7] 提出的情感环形模型基于一系列使用自然语言标签描述情绪的研究。此外，社交触摸研究通常依赖用户对触摸自然语言标签的理解。在这些研究中，用户会收到一组社交触摸手势的标签（例如，敲击、抚摸），并被要求据此触摸机器人 [16], [4]。类似地，关于人际及人机情感交流的研究有时会在用户实施触摸手势之前，提供一份触摸手势标签列表供其选择 [5], [8]。这些研究可能会为每种触摸手势提供简短定义，例如参考 Yohanan 和 MacLean 编写的触摸词典 [2]。这些研究依赖用户对触摸手势自然语言标签的了解。我们的工作采用类似方法，以捕捉用户对社交触摸手势的认知结构及其相似性。

III. 方法

为了研究人们如何感知社交触摸手势之间的相似性，我们整理了文献中的触摸手势列表，设计了一份在线问卷，让参与者对这些触摸手势进行分组，并在 MTurk 上开展了数据收集研究。

A. 触摸手势

我们整理了36种用于与人类或机器人互动的社交触摸手势（表I）。我们的研究范围

表 I 在线研究中使用的 36 种手势；其中 29 种来自 Yohanan 和 MacLean 编写的触摸词典 [2], , 另有 7 种触摸手势取自社交触摸文献。新增的手势以 * 标记。条目按手势标签的字母顺序排列。

手势标签	手势定义	手势标签	手势定义
接触——向外运动	与某物发生的任何未定义形式的接触，该物体没有运动。	捏夹	用手指和拇指紧紧地、用力地夹住某物。手指和拇指。
托抱	轻柔而保护性地握持某物。	Poke	用手指戳或捅某物。
手指交扣*	将一只手的手指与另一只手的手指交叉手掌。	按压	用摊平的手掌持续对某物施加手指或手的力。
碰拳*	轻轻地让紧握的拳头相碰。	Pull	握住某物并对其施力，以便将它拉向自己。
Grab	突然粗暴地抓住或攫取某物。	Push	用手对某物施力，以便将它推离自己。
握手*	摇晃紧握的双手。	Rock	轻轻地前后或左右移动某物。
击掌*	用举起的双手互相拍打。	Rub	在某物上反复前后移动你的手-用力按压某物。
Hit	用力击打某物。	抓挠	用指甲摩擦某物。
Hold	用手臂抓握、搬运或支撑某物或用双手。	摇晃	用力使某物上下或左右快速、猛烈且急促地运动。
Hug	用手臂紧紧抱住某物。	Slap	用张开的手掌快速而有力地击打某物。
踢*	用脚用力踢打。	挤压	用手指或双手用力夹住某物。
Kiss	用嘴唇触碰某物。	挤压*	按压或捶打，使其变成糊状或扁平的一团。
Lift	将某物抬高到更高的位置或高度。	抚摸	用手轻轻按压着抚过某-物，通常会反复进行。
按摩	用双手揉搓或揉捏某物。	摇摆	使某物来回或左右移动悬挂着。
依偎	用鼻子轻轻摩擦或推某物或用嘴。	Tap	用一根或多根手指快速、轻轻地敲击某物。
Pat	轻轻快速地触摸某物。	挠痒	用手指轻轻触摸某物。
Pick	反复用一根或多根手指拉扯某物。	Toss	轻轻、随意或漫不经心地扔某物。
拿起*	握住并抬起或移动某物。	颤抖	快速轻微地对着某物摇动。

聚焦于在社交触摸和人机交互文献中至少两篇出版物都曾使用的手势。具体而言，我们纳入了Yohanan和MacLean [2]编制的触摸词典中的29种触摸手势。其他几项研究使用了这些手势中的不同子集 [32], [6], [9]。我们从触摸词典中删除了手指闲动，因为其他出版物均未使用这一手势。我们还补充了另外七种至少在两篇出版物中出现过的触摸手势，包括手指交扣 [5], [33], 碰拳 [17], [18],[19] 握手 [20], [21], [18], 击掌 [34], [5], [3],挤压 [35], 踢 [22], [5], [23], 和拿起 [36],[22], [35]。

我们对 Yohanan 和 MacLean 的触摸词典中提供的定义进行了调整，将其中与他们的机器人宠物（即 Haptic Creature 或 Haptic Creature 的毛皮）相关的短语替换为定义中的“某物”。例如，我们将 抬起 定义为“将某物提升到更高的位置或高度”。对于原始触摸词典中没有的 7 种动作，我们参考《大英百科全书》等资料，编写了相应的定义。

B. 问卷

我们设计了一项 Qualtrics 调查，以收集用户的人口统计信息以及有关触摸动作相似性的数据（图 2）。调查的第一页要求用户填写人口统计信息，包括年龄、性别和成长国家。接下来的三页分别要求用户将触摸手势分成 4、8 和 12 组。在本文余下部分中，我们将这些分组分别称为 4 组、8 组和 12 组。每页都以随机顺序显示触摸手势标签列表。用户可以将鼠标悬停在某个手势的标签上，以查看其定义。我们要求用户根据相似性对触摸手势进行分组，并为每组提供一个描述性名称。相似性的判断依据由用户自行解释。让用户描述他们的分组有多重目的。首先，这帮助我们了解用户判断触摸手势相似性的依据。其次，描述性名称也充当注意力测试，帮助我们找出未能正确完成任务的用户，例如将 36 个触摸手势随机分组的用户。

我们根据文献中有关相似性感知和社交触摸手势研究的常见做法设计了上述流程。首先，迭代聚类排序法使我们能够收集用户对全部36种手势相似性的整体比较。其次，按照以往关于触摸感知与交流的研究，触摸标签帮助我们从人们运用触摸手势时的各种方式（例如轻拍一次或多次）中提炼出共性，以把握用户对这些手势的认知结构。

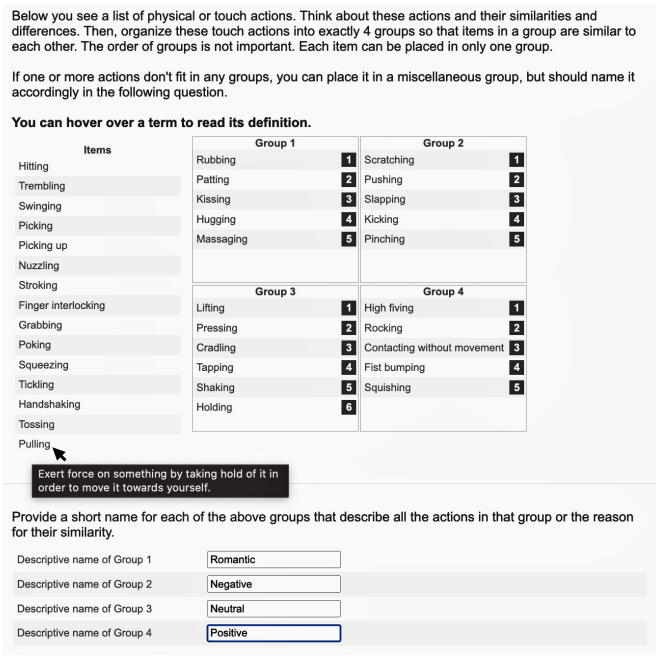


图 2. 本研究中用于对触摸手势进行分组的问卷截图。图中显示了分为四组的触摸手势、待分组的其余手势列表，以及一位参与者提供的描述性名称示例。

IV. 分析与结果

我们通过MTurk共收集了88份答复。符合条件的MTurk工作者必须至少完成5,000项任务，成功率达到97%或以上，并且英语水平达到B2级或以上。参与者来自美国（$n = 47$），其次是印度（33）、巴西（7）和日本（1）。他们自我认同为男性（$n = 60$）、女性（26）或非二元性别者（0）。我们按以下步骤分析了他们的数据：

- **识别离群值**。我们识别出未遵循研究说明或似乎随机对触摸手势进行分组的参与者（第 IV-A 节），并在后续分析中剔除了他们的数据。我们还考察了参与者原籍国对其分组的影响。
- **为各组的描述性名称编码**。为识别用户分组背后的主题，我们对参与者提供的描述性组名进行了编码。此步骤得出了 25 个编码（例如，社交、具有攻击性的），用于概括用户分组时的逻辑（第 IV-B 节）。
- **对触摸手势进行聚类**。我们根据参与者对这些手势的分组，计算了触摸手势的差异矩阵。随后，我们对该差异矩阵应用层次聚类，以识别语义分组。
- **解读聚类**。最后，我们统计了第二步中的编码应用于各聚类中触摸手势的次数。这些结果帮助我们解读并标注了 9 个社交触摸聚类中的每一个（第 IV-C 节）。

下面我们将详细介绍这些步骤及其结果。

A. 识别离群值

我们通过三个步骤标记并移除了未遵循研究说明的离群值，或其分组及描述性名称看起来是随机的参与者。

第一步，我们移除了 32 名（共 88 名）未遵循研究说明、未能为每个分组提供描述性名称的参与者的数据。这些回答要么没有标签，要么是乱码，要么只是重复了各分组中某个术语的名称。此外，这些分组似乎毫无逻辑可循，在作者看来是随机的。

第二步，一位作者仔细检查了其余 56 名参与者的所有回答，并标记出需要进一步分析的潜在离群值。作者标记了分组标签的描述与其中的手势项目不符的情况。例如，如果某位参与者将亲吻、依偎和抚摸与击打 归为一组，并将其标记为“打架”，我们就会将其标记为异常分组。到这一步结束时，有 16 名参与者因存在多个异常分组而被标记为潜在离群值。

在第三步中，我们计算了参与者之间的相似度。首先，我们根据 4、8 和 12 个分组分别创建了三个相似度矩阵。这些矩阵中的每个单元格都显示了两名参与者（56×56 矩阵）在其 4、8 或 12 个分组中所提供分组的相似度。为了找出两名不同参与者所提供分组之间的最佳匹配，我们计算了他们提供的所有组对的杰卡德指数值（例如，对于 4 个分组，共有 8 对），并将最高的杰卡德指数取平均，作为这两名参与者相似度的衡量指标。最后，我们将三个矩阵中的参与者相似度值取平均，得到所有参与者的总体相似度矩阵。

我们使用非度量多维尺度分析（nMDS）将参与者之间的相似度投影到二维空间，并通过聚类来评估离群值（图 3）。nMDS 是一种常见的降维技术，可将高维距离可视化为较少维度的空间。除了 nMDS，我们还对差异矩阵进行了 k-means 聚类，聚类数范围为 2 到 10。Gap 统计量表明，3 是最佳聚类数。因此，我们使用 3 个聚类的 k-means 算法对数据进行聚类，并用不同颜色标示属于不同聚类的参与者（图 3）。分析发现，第3簇包含我们通过人工识别为潜在离群值的 16 名参与者中的 11 名。第2簇包含其余 5 名潜在离群值，以及在先前分析中未被视为离群值的参与者。因此，人工分析和定量分析离群值的两种方法大体上相互吻合，并支持这样的判断：第3簇中的参与者要么提供了噪声数据，要么对相似度的判断不同于大多数人。因此，在后续分析中，我们纳入了第1簇和第2簇中的参与者（$n = 45$ 参与者）。

其余参与者来自美国（32人），其次是印度（7人）、巴西（5人）和日本（1人）。他们自我认同为男性（$n = 29$）、女性（$n = 16$）或

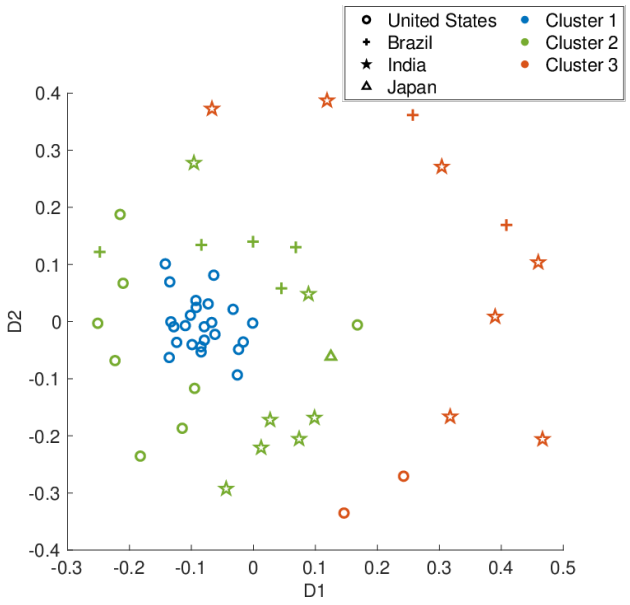


图 3. MDS图展示了参与者在对手势进行分组时的相似性。每个标记代表一位参与者。标记的颜色和形状分别表示聚类分析结果和参与者背景。第3簇（红色标记）中的参与者被认定为潜在离群值，并从后续分析中剔除。

非二元性别（$n = 0$）。参与者的平均年龄为36.4（± 10.73）岁，年龄范围为21至63岁。图3中标记的形状表示参与者的背景。来自美国以外的参与者位于聚类2或聚类3中。我们在聚类结果中进一步分析了这一方面（第IV-C节）。

B. 为各组编写描述性名称

为了解参与者进行分组选择背后的原因，我们对他们为每个组提供的描述性名称进行了编码。从 4 组增加到 8 组再到 12 组时，随着子组开始形成，编码变得更加复杂。识别这些编码的过程是迭代进行的。例如，在对 12 组的描述性名称进行编码时，我们在第一轮使用了从 8 组中识别出的编码。如果发现任何新的或更具体的模式，我们就添加新编码，并据此记录先前的数据。完成所有分组的编码后，我们共得到 25 个编码。我们发现一些描述性名称含义模糊，因此将其编码为“模糊的”。我们还发现，有些名称与其所对应的社交触摸不符，因此将这些描述性名称编码为“随机”。在某些情况下，参与者将某个组标记为“其他”或“杂项”。因此，我们也将这些分组编码为“杂项”。如果一个分组只包含一种社交触摸，我们就将其编码为“单一动作”。其余 21 个编码包括：具有攻击性的、令人恼人的、照护、方向、手指、力、友好的、全身的、功能性的、悲伤、双手、握持、按摩、神经性的、嬉戏的、快速的、重复的、浪漫、缓慢的、社交和挤压。

C. 触摸手势的聚类

我们使用每位参与者的分组数据，按照 Russell [7] 所述的相同程序创建了触摸手势的相似度矩阵。首先，为每对词语设定最低相似度分数 1。如果一对词语被纳入同一个用户定义的组，则将其相似度分数增加该分组模式的组数。例如，对于某位参与者在 4 组分组模式下处于同一簇的一对词语，我们将其相似度分数增加 4。如果一对词语在 4 组、8 组和 12 组分组模式下都被纳入同一组，那么它们的相似度就达到可能的最大值 $1 + 4 + 8 + 12 = 25$。我们根据三种分组模式计算出一个相似度矩阵，随后将矩阵中的各项除以可能的最大相似度值（即 45 位参与者 $\times$ 25= 1125）进行归一化。最后，我们用全 1 矩阵减去归一化后的矩阵，从而为所有手势生成差异矩阵。

我们对差异矩阵进行了聚类，识别出触摸手势的 9 个聚类。具体而言，我们采用非加权组平均法（UPGMA）进行凝聚层次聚类 [37]。为确定层次聚类的最佳聚类数，我们使用 Gap 统计量评价准则，将聚类数范围设为 2 至 10。分析结果表明存在 9 个聚类（图 4）。9 个聚类的共表型相关系数为 0.85，表明聚类结果与原始差异矩阵之间存在较强的正相关性。这些聚类包括：

- **第1类：** 击掌、握手、碰拳以及手指交扣
- **第2类：** 拥抱、亲吻、依偎、抚摸、摩擦、按摩以及挠痒
- **第3簇：** 摇动、抱在怀中以及握持
- **第4类：** 轻拍和敲击
- **第5类：** 戳、抓挠、捏、拍打、击打、踢、推、拉以及抓取
- **第6类：** 按压、挤压以及压扁
- **第7簇：** 抠弄、举起、拿起、抛掷和挥动
- **簇 8：** 摇晃和颤抖
- **簇 9：** 静止接触

为检验文化背景和英语熟练度对研究结果的影响，我们对来自美国的32名参与者的数据重复进行了上述聚类分析。分析得出了相似的聚类结果，唯一的例外是第2簇和第3簇合并为一个簇。因此，我们决定在后续分析中继续采用上述9个簇。

D. 聚类解读

我们计算了这些聚类中描述性名称所对应编码的分布，以解读各组形成的原因。表II列出了每个聚类中手势的五个高频编码。

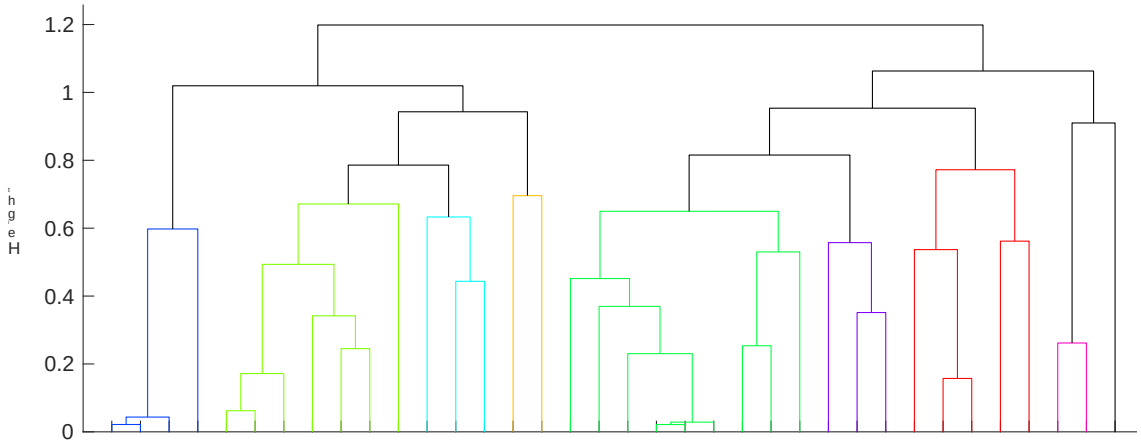


图4. 展示社交触摸手势层次聚类结果。间隙统计量准则表明，最佳聚类数为9。共表型相关系数为0.85，表明其与不相似性矩阵具有很强的对应关系。每种颜色代表一个聚类。

我们根据各聚类中排名前五的编码分布为其命名。对于聚类 1 和聚类 5，大多数编码（$\geq$ 50%）是“社交”和“具有攻击性的”。因此，我们分别将这两个聚类称为 社交 和 攻击性 。聚类 2、7、8 和 9 各有一个高频编码（$\geq$ 24%），其后还有一到两个频率为 $\geq$ 10% 的编码。对于聚类 2，排名第一的编码是“浪漫”，其次是“照护”，二者都反映了触摸的情感属性。因此，我们将该组命名为浪漫情感。对于聚类7，排名第一的编码是“功能性”，其次是“模糊的”。该聚类包含一组涉及抬起和移动物体或人的手势。因此，我们将其命名为 功能性动作。聚类 8 的最高频编码是“神经性”，其次是“具有攻击性的”。因此，我们将其称为紧张性接触。聚类 9 包含单一的静止接触手势。参与者经常将这一手势单独归为一组，我们将其编码为“单一动作”。因此，为了体现该手势在参与者心目中的独特性质，我们将此聚类命名为 无动作接触 。最后，聚类 3、4 和 6 的编码分布相对平坦。聚类 3 与聚类 2 具有相同的两个最高频编码，均表示情感，但顺序相反。因此，我们将其命名为 照护性情感。聚类 4 中有两个编码“力”和“双手”的频率超过 10%。由于其中包含轻拍 和 敲击这两个手势，我们将此聚类命名为手部接触。聚类 6 的最高频编码（$\geq$ 10%）是“具有攻击性的”“功能性”和“挤压”。由于排名靠前的标签表明该聚类中的手势同时具有“具有攻击性的”和“功能性”两个方面，我们采用一个中性的标签，将该聚类称为用力按压。

我们将在下一节讨论这些聚类及其对人机交互研究的启示。

V. 讨论

在本研究中，我们展示了有关用户如何感知和描述触摸手势的数据。研究结果表明，用户倾向于根据触摸手势的情感与社会内涵来评估其相似性，同时也会考虑其功能与接触特征。具体而言，第1簇包含经常被标注为“社交”名称的触摸手势。第2簇和第3簇包含主要被编码为具有“浪漫”和“照护”积极联想的手势。同样，第5簇和第8簇分别被编码为带有“具有攻击性的”和“神经性”负面描述的手势。最后，四个聚类（即第4、6、7、9簇）似乎主要依据接触特征进行描述，例如身体部位（第4簇）、力（第6簇），以及触摸是否伴随运动（第7簇）或静止接触（第9簇）。这些聚类是在未提供交互情境信息的情况下形成的，这表明即使没有情境信息，用户也会对触摸手势产生强烈的社会、积极、消极及功能性联想。有些聚类的编码分布较为平坦，并呈现出情感与功能性解读显著交织的情况（例如，第6簇中的按压、挤压和压扁），这表明个体的背景或交互情境可能会显著改变其含义。有趣的是，静止接触 常被视为与其他手势不同，这可能是因为其情感内容较为中性，且触摸具有静态特性。

这些用户生成的聚类是构建社交触摸分析与理解框架的一步，并可为感知、设计和分析人机触摸交互的研究提供参考。我们预想触摸簇在人机交互中的以下应用场景：

表II 我们得出的名称，以及9个聚类中每个聚类占比最高的5种编码。所有仅含单个项目的组均编码为“单一动作”。

聚类1：社交				
社交 50%	双手 14%	浪漫 14%	照护 4%	随机 3%
簇 2：浪漫情感				
浪漫 33%	照护 11%	按摩 6%	随机 5%	模糊的 4%
类别3：照护与亲昵				
照护 15%	浪漫 12%	模糊的 10%	功能性 8%	随机 6%
簇 4：手部接触				
力 12%	双手 10%	社交 9%	模糊的 9%	随机 8%
第5类：攻击性				
具有攻击性的 52%	功能性 9%	随机 5%	双手 5%	模糊的 5%
集群6：用力按压				
具有攻击性的 18%	功能性 12%	挤压 12%	模糊的 9%	力 8%
第7簇：功能性动作				
功能性 29%	模糊的 12%	具有攻击性的 8%	随机 8%	双手 5%
簇 8：紧张性接触				
神经性 30%	具有攻击性的 14%	模糊的 11%	随机 6%	力 5%
簇 9：无动作接触				
单一动作 24%	杂项 10%	社交 10%	模糊的 7%	功能性 6%

(1) 感知人类触摸。机器人触觉传感器的一项理想特性是能够识别多种手势 [16]。这些聚类有助于研究人员选择在语义和接触特征上彼此不同的手势。例如，抚摸和摩擦手势都归入聚类 2，这表明选择其中一种手势或许更为合适。此外，在评估触觉感知算法 [16], [4], [14], 的效果时，人机交互研究人员可以依据这些语义聚类，对误分类进行加权。例如，将抚摸误分类为拍打，应比将抚摸误分类为摩擦或依偎受到更重的惩罚。

(2) 解读并回应人类触摸。 提出的触摸手势聚类有助于机器人对人类触摸做出智能回应。这些聚类可以帮助机器人识别触摸手势背后的意图。社交触摸手势的意义和目的可能取决于具体情境，而这些聚类及其标签有助于为机器人构建关于用户触摸手势意图的概率心理模型。在一次交互过程中，机器人可以根据用户的言语表达等其他语境参数更新这些概率。

(3) 通过触摸人进行交流。语义聚类有助于设计和评估通过触摸人类来传递信息或情感的机器人 [12]。具体而言，为了评估机器人对人类使用触摸手势的效果，人机交互研究人员可以确定预期触摸手势与人类识别出的手势之间的不相似度。此外，根据交互的目的（例如社交、情感或功能性），机器人可以利用这些聚类，选择并使用内涵相似的替代手势。

(4) 分析人机触摸交互。人机交互研究者可以使用这些聚类对与机器人进行触摸交互的视频记录进行编码，并将触摸交互归纳为更高层次的主题。为此，我们的工作以触摸词典 [2] 为基础，提供了有关触摸手势之间关系的数据。因此，这些聚类为分析与机器人进行的社交触觉交互提供了一个初步框架。

VI. 结论与未来工作

我们的工作是绘制人机交互中触摸手势关系的第一步。我们预计，研究结果将为未来设计和评估以触摸作为非言语交流渠道的机器人铺平道路。

我们看到，未来可以从多个方向扩展这项工作。首先，用户生成的触摸手势聚类与这些手势在不同触摸传感器上产生的信号之间的关系，仍是一个悬而未决的问题。良好的触摸传感器应能为用户感知中属于不同聚类的手势生成彼此不同的信号。此外，机器人在用不同聚类中的手势触摸用户时，也应能产生不同的感觉。d

其次，未来的工作可以考察呈现方式对触摸手势语义关系的影响。本文按照社交机器人触摸感知用户研究中的常见做法，为社交触摸手势提供了文本标签。这种方法有助于抽象出施展手势时的不同风格，并研究用户对典型触觉手势的心理表征。未来的研究可以考察人们如何通过观看视频或让机器人在用户身体上施展触摸手势来对这些手势进行分组，并将结果与本研究发现的聚类进行比较。此类研究应涵盖每种手势的多种触摸风格（例如接触方式、力度），以避免结果受到小样本的偏差影响。

最后，触摸的含义会因情境、文化和个体而异。作为第一步，我们考察了各种触摸手势之间的关系是否存在可推广的模式。我们的研究群体主要由在美国长大的个体组成。来自其他文化的参与者往往归入第3簇，或分布在第2簇的边界附近。目前尚不清楚这一结果是源于他们对触摸标签的熟悉程度，还是其文化背景的差异。未来研究可以将文本标签翻译成不同语言，以考察不同文化中的社交触摸手势聚类有何差异。更大的数据集也能使后续研究进一步探讨社交触摸感知中的个体差异。

参考文献

[1] G. Huisman，《社交触摸技术：社交触摸触觉技术综述》，*IEEE*触觉学报，第10卷，第3期，第391–408页，2017年。[2] S. Yohanan 和 K. E. MacLean，《情感触摸在人机交互中的作用：人类在触摸触觉生物时的意图与期望》，《国际社会机器人学杂志》，第4卷，第2期，第163–180页，2012年。[3] N. T. Fitter 和 K. J. Kuchenbecker，《分析人类击掌，以打造有效的击掌机器人》，载于*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI*）论文集，第156–157页，2014年。[4] R. B. Burns、H. Lee、H. Seifi、R. Faulkner 和 K. J. Kuchenbecker，《赋予 NAO 机器人实用的社交触摸感知能力》，机器人与人工智能前沿，第86页，2022年。[5] M. J. Hertenstein、R. Holmes、M. McCullough 和 D. Keltner，《通过触摸传达情绪》，情绪，第9卷，第566页，2009年4月，第4期，第。[6] M. M. Jung、R. Poppe、M. Poel 和 D. K. Heylen，《触碰虚空——引入成本：社交触摸语料库》，载于多模态交互国际会议（*ICMI*）论文集，第120–127页，2014年。[7] J. Russell，《情感环形模型》，《人格与社会心理学杂志》，第39卷，第1161–1178页，1980年12月。[8] S. Xu、C. Xu、S. McIntyre、H. Olausson 和 G. J. Gerling，《人际触摸中的细微接触差异能够传达不同的情感倾向》，*IEEE*触觉学报，第15卷，第1期，第97–102页，2021年。[9] X. L. Cang、P. Bucci、A. Strang、J. Allen、K. MacLean 和 H. S. Liu，《不同的抚摸方式，不同的人：经济实用的动态表面感知与情感相关触摸识别》，载于*ACM*多模态交互国际会议（*ICMI*）论文集，第147–154页，2015年。[10] R. Andreasson、B. Alenljung、E. Billing 和 R. Lowe，《人机交互中的情感触摸：向 NAO 机器人传达情绪》，《国际社会机器人学杂志》，第10卷，第473–491页，2018年。[11] C. J. Willemse 和 J. B. Van Erp，《人机交互中的社交触摸：机器人主动触摸无需长时间建立情感联系即可引发积极反应》，《国际社会机器人学杂志》，第11卷，第2期，第285–304页，2019年。[12] M. Teyssier、G. Bailly、C. Pelachaud 和 E. Lecolinet，《通过设备发起的触摸传达情绪》，*IEEE*情感计算学报，2020年。[13] H. Seifi、S. A. Vasquez、H. Kim 和 P. Fazli，《第一手印象：描绘并预测用户对机器人手部的印象》，*ACM*人机交互汇刊，2023年。[14] H. Choi、D. Brouwer、M. A. Lin、K. T. Yoshida、C. Rognon、B. Stephens-Fripp、A. M. Okamura 和 M. R. Cutkosky，《利用分布式法向力和剪切力对触摸手势进行深度学习分类》，载于*IEEE/RSJ*智能机器人与系统国际会议（*IROS*）论文集，第3659–3665页，2022年。[15] M. Teyssier、B. Parilusyan、A. Roudaut 和 J. Steimle，《用于实体人机交互的类人造皮肤传感器》，载于*IEEE*机器人与自动化国际会议（*ICRA*）论文集，第3626–3633页，IEEE，2021年。[16] M. M. Jung、M. Poel、R. Poppe 和 D. K. Heylen，《社交触摸语料库中的触摸手势自动识别》，《多模态用户界面杂志》，第11卷，第1期，第81–96页，2017年。[17] H. R. Pelikan、M. Broth 和 L. Keevallik，《“你难过吗，科兹莫？”人类如何理解家用机器人的情绪表达》，载于*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI*）论文集，第461–470页，2020年。[18] C. Rognon、T. Bunge、M. Gao、C. Conor、B. Stephens-Fripp、C. Brown 和 A. Israr，《关于媒介化社交触摸交互感知及设备设计的在线调查》，*IEEE*触觉学报，第15卷，第2期，第372–381页，2022年。[20] Z. Wang、E. Giannopoulos、M. Slater 和 A. Peer，《握手：触觉增强虚拟现实中的逼真人机交互》，临场感，第20卷，第4期，第371–392页，2011年。[19] V. Prasad、D. Koert、R. Stock-Homburg、J. Peters 和 G. Chalvatzaki，“Mild：用于学习人机交互的多模态交互式潜在动力学”，载于*IEEE-RAS*国际人形机器人会议（*Humanoids*）论文集，第 472–479 页，2022年。[21] M. Ammi、V. Demulier、S. Caillou、Y. Gaffary、Y. Tsalamlal、J.-C. Martin 和 A. Tapus，“握手社交协议中的触觉人机情感交互”，载于*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI*）论文集，第 263–270 页，2015年。[22] T. Salter、F. Michaud、D. L´etourneau、D. Lee 和 I. P. Werry，“利用本体感觉传感器对人机交互进行分类”，载于*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI*）论文集，第 105–112 页，2007年。[23] B. Li、L. Boccanfuso、Q. Wang、E. Barney、Y. A. Ahn、C. Foster、K. Chawarska、B. Scassellati 和 F. Shic，“基于加速度计和陀螺仪的人机活动分类”，载于*IEEE*机器人与人类交互通信国际研讨会（*RO-MAN*）论文集，第 423–424 页，2016年。[24] R. Abou Chahine、D. Kwon、C. Lim、G. Park 和 H. Seifi，“众包和实验室研究中的振动触觉相似性感知”，载于人类触觉感知与触摸计算应用国际会议（*EuroHaptics*）论文集，第 255–263 页，施普林格，2022年。[25] G. Park 和 S. Choi，“调幅振动触觉刺激的感知空间”，载于*IEEE*世界触觉会议（*WHC*）论文集，第 59–64 页，IEEE，2011年。[26] L. Tsogo、M. Masson 和 A. Bardot，“多对象集合的多维尺度分析方法：综述”，《多元行为研究》，第 35 卷，第 3 期，第 307–319 页，2000年。[27] M. C. Hout、S. D. Goldinger 和 R. W. Ferguson，“spam 的多功能性：一种快速、高效的多维尺度分析空间数据收集方法”，《实验心理学杂志：总论》，第 142 卷，第 1 期，第 256 页，2013年。[28] D. Ternes 和 K. E. MacLean，“运用节奏设计大量触觉图标”，载于人类触觉感知与触摸计算应用国际会议（*EuroHaptics*）论文集，第 199–208 页，施普林格，2008年。[29] G. Rugg 和 P. McGeorge，“分类技术：关于卡片分类、图片分类和项目分类的教程论文”，《专家系统》，第 14 卷，第 2 期，第 80–93 页，1997年。[30] H. Seifi、M. Oppermann、J. Bullard、K. E. MacLean 和 K. J. Kuchenbecker，“捕捉专家的心智模型以整理触觉设备集合：可供性胜过属性”，载于*ACM SIGCHI*计算机系统中的人为因素会议（*CHI*）论文集，第 1–12 页，2020年。[31] S. Mun、H. Lee 和 S. Choi，“通过静电振动呈现的规则均质触觉纹理的感知空间”，载于*IEEE*世界触觉会议（*WHC*）论文集，第 7–12 页，2019年。[32] D. Silvera Tawil、D. Rye 和 M. Velonaki，“对覆盖有基于电阻抗断层成像的敏感皮肤的仿生手臂上触摸模态的解读”，《国际机器人研究杂志》，第 31 卷，第 13 期，第 1627–1641 页，2012年。[33] M. J. Hertenstein 和 D. Keltner，“性别与通过触摸传达情感”，《性别角色》，第 64 卷，第 70–80 页，2011年。[34] H. S. Cramer、N. A. Kemper、A. Amin 和 V. Evers，“机器人触摸和主动行为对人机交互感知的影响”，载于*ACM/IEEE*人机交互国际会议（*HRI*）论文集，第 275–276 页，2009年。[35] R. B. Burns、H. Seifi、H. Lee 和 K. J. Kuchenbecker，“与自闭症儿童建立触觉联系：可感知触摸机器人的专家指南”，*Paladyn*，《行为机器人学杂志》，第 12 卷，第 1 期，第 115–135 页，2021 年。[36] T. Salter 、 K. Dautenhahn 和 R. te Boekhorst，“了解自然的人机交互风格”，《机器人与自主系统》，第 54 卷，第 2 期，第 127–134 页，2006年。[37] F. Murtagh 和 P. Contreras，“层次聚类算法：综述（二）”，《*Wiley*跨学科评论：数据挖掘与知识发现》，第 7 卷，第 6 期，文章编号 e1219，2017年。