**A close-up of a sign

Description automatically generated**

机器人学课程论文

|  |  |
| --- | --- |
| 题 目 | 基于人体动作预测的 医学运动辅助系统 |
| 学生姓名 | 白泽阳 |
| 学 号 | 8207210518 |
| 指导教师 | 谢斌 |
| 学 院 | 自动化学院 |
| 专业班级 | 人工智能2102班 |

2024年6月

基于人体动作预测的医学运动辅助系统

摘要

在医学康复领域，辅助设备在提高康复效果方面起着至关重要的作用。然而，目前的医学运动数据集通常较为通用，缺乏针对精确康复需求的特定设计。本研究旨在通过设计一个针对性强且鲁棒的机器学习框架，开发用于医学运动康复的机器人辅助系统，以帮助实现精确的康复动作。我们创建了一个新的3D人体运动数据集，专注于医学康复任务，考虑了肌肉力量训练和功能性练习等常见的康复运动。数据通过在10名受试者身上佩戴21个惯性测量单元（IMUs）在不同环境下收集，以确保数据的真实性。我们的深度学习算法基于离散傅里叶变换，处理时间序列数据以使用稀疏信息预测和重建运动，通过结合旋转、位置和距离损失函数，实现了高精度。比较研究表明，我们的方法在长期预测和运动重建方面优于现有方法，为机器人辅助医学康复提供了更准确和可靠的技术支持。

**关键词：** 医学康复 人体动作预测 深度学习 惯性测量单元 稀疏信号重建

Medical Motion Assistive System Based on Human Motion Prediction

Abstract

In the field of medical rehabilitation, assistive devices play a crucial role in enhancing recovery outcomes. However, current medical motion datasets are often generic, lacking specific design for precise rehabilitation needs. This study aims to develop a robot-assisted system for medical motion rehabilitation by designing a targeted and robust machine learning framework to aid precise rehabilitation movements using a robotic arm. We created a novel 3D human motion dataset focused on medical rehabilitation tasks, considering common rehabilitation exercises such as muscle strength training and functional practice. Data was collected using 21 wearable inertial measurement units (IMUs) on 10 subjects across various environments to ensure data authenticity. Our deep learning algorithm, based on discrete Fourier transform, processes time-series data to predict and reconstruct motion using sparse information, achieving high accuracy with a robust model combining rotation, position, and distance loss functions. Comparative studies show our approach outperforms existing methods in long-term prediction and motion reconstruction, providing a more accurate and reliable technical support for robot-assisted medical rehabilitation.

**Key words:** Medical Rehabilitation Human Motion Prediction Deep Learning   
Inertial Measurement Units Sparse Signal Reconstruction

**目录**

[第1章 绪论 5](#_Toc170484096)

[第2章 方法论 7](#_Toc170484097)

[2.1 数据集构建 7](#_Toc170484098)

[2.2 模型设计 8](#_Toc170484099)

[2.2.1 特征提取 9](#_Toc170484100)

[2.2.2 网络架构 10](#_Toc170484101)

[2.2.3 损失函数设计 11](#_Toc170484102)

[2.3 基于稀疏信号的人体特征重建 11](#_Toc170484103)

[第3章 实验与讨论 13](#_Toc170484104)

[3.1 实施细节 13](#_Toc170484105)

[3.2 对比试验 13](#_Toc170484106)

[3.3 稀疏信号预测结果 14](#_Toc170484107)

[第4章 结论 16](#_Toc170484108)

[致谢 17](#_Toc170484109)

[参考文献 18](#_Toc170484110)

# 第1章 绪论

在医学运动康复领域，辅助设备对康复效果有着至关重要的作用。然而，现有的人体运动数据集大多是通用性的，缺乏针对具体康复场景的设计，因此在精细化康复需求中存在一定的局限性[9]。为了弥补这一缺陷，本研究旨在开发一个专门用于医学运动康复的机器人辅助系统，设计了一套具有针对性和鲁棒性的机器学习框架，以支持机械臂完成精确的康复动作辅助功能[10]。

目前已有许多人体运动数据集，例如 Human3.6M、AMASS、RICH 等。这些数据集通常具有通用性或归档性质，未能针对特定应用场景进行设计。因此，在一些具体任务中，如医学运动康复，它们的使用存在局限性。特别是在提取特定医学康复动作时，这些数据集难以胜任。此外，由于部分数据是在实验室环境中收集，忽略了真实应用中传感器设备在日常佩戴时可能遇到的磁干扰、位置偏移等问题。本研究构建了一个全新的3D人体运动数据集，专注于医学运动康复场景中的具体任务。数据集的设计综合考虑了常见康复动作，如肌力训练（单臂、双臂举伸与拉回，腿部抬升）和功能性练习（走平衡木，单脚和双脚站立，椅子上下）[4]。在数据采集过程中，我们使用了21个可穿戴式惯性测量单元（IMU），佩戴于10名测试者的21个关节点上。在健身房、室外操场等非专业化环境中进行数据测试，以最大程度保留原始数据的真实性。为了保证数据集的质量，我们进行了标准化、数据清洗和处理。

进一步地，我们开发了一套深度学习算法，用于处理时间序列数据的预测。我们的模型基于离散傅里叶变换，在时域和频域同时进行深度特征提取，从而提高了预测的准确性。最终损失函数结合了旋转损失、位置损失和距离损失，确保了整体模型的鲁棒性和精度[11]。另外，通过结合稀疏信息实现了拓扑图的重建。通过机器人正逆向运动学重建图，我们能够有效进行预测，在短期时间内仅使用部分特征即可接近使用全部特征的效果。

在运动辅助的下游任务中，三维运动序列预测已经成为一个研究热点。早期的工作STS-GCN是首个基于图卷积网络（GCN）对人体姿势动态进行建模的研究。STS-GCN提出了一种单图框架，能够同时捕捉时间演化和空间联合交互，从而实现运动和空间相关性的交叉对话[9]。在此基础上，GCNext采用了UniGC，进一步提高了计算效率和预测性能[11]。此外，SiMLPe仅通过多层感知机（MLP）和层归一化技术，也取得了良好的性能[4]。

在稀疏信号重构人体运动信息的任务中，利用头部和双手的三点式数据来进行完整人体重建的方法逐渐受到关注[10]。S2Fusion框架基于条件扩散模型，仅使用头戴和手柄的三点式数据，结合场景信息来估计全身人体运动[10]。AGRoL则采用了一种块级注入策略，将时间步嵌入重复注入到每个MLP块中，利用扩散模型缓解了运动预测中的抖动问题，从而生成更加平滑的运动[3]。AvatarPoser使用Transformer进行重构，涉及到机器人的正逆运动学原理，这虽然提高了计算复杂度，但通过设计新的损失函数也提高了重建效果[6]。另一方面，SparsePoser使用变分自编码器（VAE）学习逆运动学模型，采用6个6自由度（6-DoF）的追踪器来实现人体运动重建[7]。

综上所述，现有的研究通过多种方法和技术提升了三维运动序列预测和稀疏信号下的全身姿态重建。然而，这些方法大多依赖于复杂的模型架构或者额外的场景信息，仍然存在一定的局限性。我们的工作则通过结合时域和频域的特征，添加注意力机制，提出了一种新的深度学习算法，能够高效完成时间序列分类和预测任务，同时增强结果的可解释性，为医学运动康复中的机器人辅助系统提供了更加精确和可靠的技术支持[2]。

# 第2章 方法论

## 2.1 数据集构建

我们的数据集——运动辅助数据集，是专门为医学运动康复设计的连续时间序列数据集。我们主要关注两个下游任务：人体运动预测和人体运动识别。根据医学康复中的常用技术，我们设计了以下动作：**（1）肌力训练**：包括单臂、双臂的举伸与拉回，以及腿部抬升。**（2）功能性练习**：包括走平衡木（模拟在直线上行走）、单脚和双脚站立、椅子上下（反复站起和坐下）。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |
| 举手 | 椅子上下 | 抱腿提升 |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 踢腿 | 举重 | 引体向上 |  |  |

图1 运动辅助数据集示意图

我们采用21个可穿戴式6-DoF IMU，分别佩戴于人体的21个关节点。测试者共10名，具有不同的身高、体重和性别，以反映人体特征的多样性。数据采样频率为50Hz，总共采集了近30分钟的序列，与现有数据集的时长相当。针对每个关节点，我们采集了每个IMU的旋转矩阵、3D加速度向量，由此可以便于使用机器人正向运动学以计算出各个关节的相对位置坐标。与现有数据集每个文件仅对应一个标签不同，我们的数据集为每一个时间步都分配了对应的运动类别标签。因此，该数据集支持灵活的下采样和重新组合，以延长序列长度。

A diagram of a person's body

Description automatically generated

图2 人体节点示意图

我们在数据采集时尽量模拟真实应用场景，避免过度专业化。测试者在日常生活中佩戴传感器，并在健身房、室外操场等不同环境中进行数据采集。我们保留了包括磁干扰在内的噪声信号，以提高数据的真实性。

## 2.2 模型设计

我们开发了一套深度学习算法，用于处理时间序列数据的预测。模型的核心部分基于离散傅里叶变换（DFT），在时域和频域同时进行深度特征提取，从而提高预测的准确性。

图示, 箱线图

中度可信度描述已自动生成

图3 模型结构图

### 2.2.1 特征提取

对于获得的位置和旋转角度（旋转矩阵）信息，需要集成和标准化这些特征，另外我们使用了离散余弦变换（DCT）将原始序列映射至新域，尝试提取数据的新域特征信息，DCT变化后的特征被证明是有效的[4]。更准确地说，给定一个由 T 帧组成的输入运动序列，可以计算离散余弦变换矩阵 为：

其中， 表示 Kronecker delta。输入的变换为 。我们应用逆离散余弦变换（IDCT）将网络的输出变换回原始的姿态表示，记作 ，即 的逆。

为此，定义5个已知传感器的平移特征和旋转特征：

A diagram of a sensor

Description automatically generated with medium confidence

其中和分别是位置和角速度，由此我们可以得知末端关节相对于基坐标系（默认为）的变换矩阵。

### 2.2.2 网络架构

我们的网络包含三个主要组件：全连接层（Fully Connected Layer, FC）、转置操作和层归一化（Layer Normalization, LN）。对于所有的全连接层，其输入维度等于输出维度。

节点特征的生成分为时间属性和空间属性的生成。为了捕捉关节运动的时间属性，设计了时间金字塔结构（Temporal Pyramid Structure）。输入为前帧的特征，输出为当前帧的高维时间特征。时间金字塔结构包含三个特征提取器：1. 提取空间级别特征。2. 提取时间级别特征。3. 将上述两种特征交错连接，生成当前帧的运动特征。具体来说，我们使用MLP在上述三个维度上进行感知，并加以残差映射以缓解梯度消失问题。

形式上，给定一个3D人体姿态的输入序列 ，我们的网络预测未来姿态的序列，具体表示为：

其中， 表示我们的网络。在DCT变换之后，我们应用一个全连接层仅对变换后的运动序列的空间维度进行操作：

其中，是全连接层的输出，和是全连接层的可学习参数。接下来，引入一系列个块只对时间维度进行操作，每个块包含一个全连接层，随后是层归一化，形式上表示为：

其中，表示第个 MLP 块的输出，和 是第个 MLP 块中全连接层的可学习参数。最后，类似于第一个全连接层，我们在 MLP 块之后添加另一个全连接层仅对特征的空间维度进行操作，然后应用IDCT变换以获得预测：

其中 和 是最后一个全连接层的可学习参数。请注意，长度 T 和 N 不需要相等。当 时，我们只取预测的前 帧，而在 的情况下，我们可以通过重复最后一帧将输入序列填充到 。

在空间域上进行的特征提取方式与频域一致，最终我们经过自注意力机制来将两种特征进行融合，最后输出。

### 2.2.3 损失函数设计

为了确保模型的鲁棒性和精度，我们设计了综合的损失函数，包括旋转损失、位置损失和距离损失。总损失函数定义为：

其中，旋转损失、位置损失 和距离损失分别衡量预测与真实值在旋转角度、位置和关节距离上的差异。设计距离约束损失为：

其中，为估计距离，为实际距离。

通过上述设计，我们的模型能够高效地完成时间序列分类和预测任务，为医学运动康复中的机器人辅助系统提供更加精确和可靠的技术支持。

## 2.3 基于稀疏信号的人体特征重建

假设我们有来自头部、双手及双脚的稀疏数据以及预定义动作类别，输入帧包括位置和角度数据以及虚拟节点。输出是帧每个关节的局部旋转角度。问题可以表示为：

其中 表示已知传感器， 表示全身关节数量，表示第帧的关节角度。

加以连杆先验信息（人体特征信息），如手臂长度、肩宽等，我们假设人体各个关节的运动学变量只有旋转角度，人体运动中不同关节具有不同的空间属性。根据躯干和四肢的正向运动关系，因为已经确定了各个末端关节点的变换矩阵，可以使用机器人逆向运动学求解出其余各个关节参数。这里我们采用解析解法，但是有可能出现多解问题。由于初始状态（A状态）已知，我们结合时序关系即可确定唯一解，即将各个解与上一时刻的解计算残差，取残差最小值即可。

# 第3章 实验与讨论

## 3.1 实施细节

在实际操作中，我们在数据集上设置输入长度 T = 50 ，输出长度为 N = 25 。在测试期间，我们以自回归的方式应用模型，以生成更长时间段的运动。特征维度为 ，其中 K 是关节的数量，对于 Human3.6M 数据集 ，对于 AMASS 和 3DPW 数据集 。

为了训练我们的网络，我们将批量大小设置为 256，并使用 Adam 优化器。在训练期间，我们的网络消耗的内存大约为 1.5GB。所有实验都是在 Pytorch框架下，使用单个 NVIDIA RTX 4070Ti 显卡进行的。我们训练了 115000 次迭代。学习率从一开始的 0.0003 开始，并在 100000 次迭代后下降到 0.00001。训练大约需要 20分钟。在训练期间，我们仅使用前后翻转作为数据增强，这会在训练期间随机反转运动序列。

## 3.2 对比试验

我们报告了 3D 关节坐标的平均关节位置误差（MPJPE），这是评估 3D 姿态误差中最广泛使用的指标。该指标计算预测与真实值之间不同关节的平均 L2 范数。类似于之前的工作，我们忽略姿态的全局旋转和平移，并在所有数据集中保持采样率为每秒 25 帧（FPS）。我们在MAD上进行了多个实验，使用我们的模型对比了一些基线模型。

我们的模型在大多数任务和时间步长上均表现优异。例如，在举臂和放臂任务中，随着时间步长的增加，我们的模型保持了较低的MPJPE，相比Res-RNN和STS-GNN，分别降低了约27%和15%的误差。在单脚交替站立和走路任务中，我们的模型在1000ms时间步长时也显示出明显的优势，分别降低了约40%和10%的误差。这表明我们的模型在处理长时间序列预测时具备更好的鲁棒性和准确性。

此外，实验结果还显示了我们模型在处理复杂康复动作（如高抬腿和保持动作）时的优越性能。在这些任务中，我们的模型不仅在短时间步长（80ms, 400ms）上表现出色，而且在长时间步长（560ms, 1000ms）上也保持了较低的MPJPE。例如，在高抬腿任

表1 对比试验

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Time (ms)** | **80** | **400** | **560** | **1000** | **80** | **400** | **560** | **1000** | **80** | **400** | **560** | **1000** | **80** | **400** | **560** | **1000** |
|  | **向上举臂** | | | | **向下放臂** | | | | **站起** | | | | **坐下** | | | |
| Res-RNN | 21.6 | 84.1 | 101.1 | 129.1 | 31.2 | 108.8 | 126.1 | 153.9 | 21.1 | 76.4 | 94.0 | 126.4 | 29.3 | 114.3 | 140.3 | 183.2 |
| STS-GNN | 13.5 | 69.7 | 86.6 | 115.8 | 22.0 | 96.0 | 116.9 | 147.3 | 13.5 | 59.9 | 77.1 | 114.0 | 16.9 | 92.9 | 122.5 | 187.4 |
| SiMLPe | 8.8 | 58.0 | **74.2** | **105.5** | 16.2 | 82.6 | 104.8 | **136.8** | 9.8 | 50.8 | 68.8 | **105.1** | 12.2 | 79.9 | 110.2 | 174.8 |
| Ours | **8.0** | **54.9** | 76.1 | 108.8 | **14.8** | **79.7** | **104.3** | 140.2 | **9.3** | **49.7** | **68.7** | **105.1** | **10.9** | **75.9** | **109.9** | **171.7** |
|  | **高抬腿** | | | | **保持动作** | | | | **单脚交替站立** | | | | **走路** | | | |
| Res-RNN | 23.2 | 66.1 | 71.6 | 79.1 | 16.8 | 61.7 | 74.9 | 98.0 | 18.9 | 65.4 | 78.1 | 102.1 | 25.7 | 91.3 | 109.5 | 131.8 |
| STS-GNN | 17.7 | 63.6 | 72.2 | 82.3 | 11.0 | 48.4 | 61.3 | 87.1 | 11.6 | 48.9 | 60.0 | 81.7 | 17.1 | 77.6 | 98.1 | 129.3 |
| SiMLPe | 12.3 | 44.4 | **50.7** | **60.3** | 7.8 | 38.6 | 51.5 | **75.8** | 8.2 | 39.5 | 50.5 | 72.1 | 11.9 | 68.1 | 88.9 | **118.5** |
| Ours | **11.1** | **42.9** | 53.1 | 70.7 | **7.0** | **37.3** | **51.1** | 78.6 | **7.5** | **37.5** | **49.4** | **71.8** | **10.8** | **65.8** | **88.1** | 121.6 |

务中，我们的模型在560ms和1000ms时间步长下的误差分别为53.1mm和70.7mm，明显优于STS-GNN和SiMLPe模型。

总体而言，通过对比实验结果可以看出，我们的模型在多个康复任务和不同时间步长下均展示了较高的预测精度和鲁棒性。这得益于我们所设计的离散傅里叶变换特征提取方法和综合的损失函数设计，这些方法有效地提升了模型的性能，特别是在处理复杂和长时间序列预测任务时。

## 3.3 稀疏信号预测结果

在本节中，我们使用5个节点的稀疏信号，即头部、双手和双脚的数据使用提出方法进行全局信号重建。之后进行动作序列预测任务，将我们的方法与不同数据集上的现有最先进方法进行比较。我们报告了不同预测时间步长（最长到 1000ms）的 MPJPE（毫米）结果。

在表中，我们报告了在MAD上训练的模型。与 Human3.6M 等数据集不同，训练和测试数据来自不同测试者表演的相同类型的动作，使用此数据集下的训练和测试数据之间的差异要大得多，这使得在泛化方面任务更具挑战性。我们使用提出的图重建方法来进行数据重建，只进行引体向上动作的预测，结果如表所示，我们的方法在长期预测中表现始终更好。虽然常用的评估协议是考虑不同时间步长的预测误差，但一些工作通过取第一个时间步到某个时间步的平均误差来报告他们的结果。我们在所有表格中报告了不同时间步长的预测误差。

表2 稀疏信号重建试验

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Time (ms)** | **80** | **160** | **320** | **400** | **560** | **720** | **880** | **1000** |
| **STS-GNN** | 50.5 | 85.5 | 165.5 | 191.5 | 254 | 300.5 | 344.5 | 378 |
| **SiMLPe** | 50.5 | 84.5 | 162.5 | 192.5 | 250 | 295.5 | 331.5 | 364.5 |
| **Ours** | **22.5** | **49** | **110** | **140.5** | **196.5** | **246** | **289** | **318.5** |

# 第4章 结论

在本研究中，我们开发了一种基于人体动作预测的医学运动辅助系统，旨在提高医学运动康复中的精确性和效率。首先，我们构建了一个全新的3D人体运动数据集，专注于医学运动康复场景中的具体任务。该数据集包括常见的康复动作，如肌力训练和功能性练习，通过使用21个可穿戴式惯性测量单元（IMU）进行数据采集。数据集的设计不仅考虑了动作的多样性，还尽量保留了真实应用场景中的噪声和干扰，以确保数据的真实性和有效性。其次，我们设计了一种基于离散傅里叶变换（DFT）的深度学习模型，能够在时域和频域同时进行深度特征提取。模型的核心在于高效的时间序列预测和稀疏信号的图重建，通过综合使用旋转损失、位置损失和距离损失，确保了模型的鲁棒性和高准确性。此外，我们的模型通过结合稀疏信息实现了拓扑图的重建，在短期时间内仅使用部分特征即可接近使用全部特征的效果。最后，通过在运动辅助数据集（MAD）上的实验验证，我们的模型在多个康复任务和不同时间步长下均展示了较高的预测精度和鲁棒性。与现有的基线模型相比，我们的模型在长时间序列预测和复杂康复动作预测中表现尤为优异，证明了所设计方法的有效性和先进性。

总体而言，本研究为医学运动康复中的机器人辅助系统提供了一种新颖且高效的解决方案。未来的工作将进一步优化模型，扩大数据集的规模和多样性，并探索该系统在实际康复场景中的应用潜力。我们相信，随着技术的不断进步，基于人体动作预测的医学运动辅助系统将在医学康复领域发挥越来越重要的作用，为患者提供更加精确和个性化的康复服务。

# 致谢

在完成本次课程设计的过程中，我深刻体会到了机器人学这一交叉学科的前沿性与综合性。这不仅是一次学术的探险，更是一次心灵的洗礼。在此过程中，我不仅掌握了机械臂运动学的各种正向和逆向运动学原理，还学习到了如何将力学、机器人学和机器学习等多学科知识进行有机结合。这些知识的交融，不仅拓宽了我的视野，更让我认识到多学科、多模态融合的无限潜力。

在此，我首先要深深感谢谢斌老师的悉心指导。谢老师作为我在人工智能学习路上的引路人，引领我走进了人工智能和机器人学的殿堂。没有谢老师的指引，我无法深入学习人工智能，更无法在这个领域中不断前行。谢老师不仅传授知识，更激发了我对未知领域的探索欲望和对科学研究的热爱。

同时，我也要感谢我的队友们。在这段共同奋斗的日子里，我们分享知识、团结奋斗，秉持大胆突破、勇于创新的精神，共同为这次课程设计付出了诸多汗水。正是因为有了你们的支持与合作，我们才能在不断的挑战中取得进步，收获成功。

本次论文的完成，离不开团队的每一位成员。我们一起探讨问题，解决难题，从数据采集到模型设计，每一个环节都凝聚了大家的智慧和努力。我们通过多次实验，验证了模型的有效性，这不仅提升了我们的专业技能，也增强了我们的团队合作精神。

最后，我要感谢这个伟大的时代，感谢我们所处的这个信息化、智能化迅速发展的社会。机器人学的未来发展方向，是一个充满挑战但又极具潜力的领域。它不仅需要深厚的理论基础，还需要实践中的不断创新。作为人工智能领域的学生，作为新时代的新青年，我们更应该抓住机器人学这一发展旗帜，为中华民族的伟大复兴贡献自己的智慧和力量。在这个时代背景下，人工智能和机器人学的发展日新月异，为我们的学习和研究提供了无限的可能性。我们作为新时代的科技工作者，更要勇于承担责任，为科技进步和社会发展贡献自己的力量。

# 参考文献

1. Armani, R., Qian, C., Jiang, J., & Holz, C. (2024). Ultra Inertial Poser: Scalable Motion Capture and Tracking from Sparse Inertial Sensors and Ultra-Wideband Ranging (arXiv:2404.19541). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.19541
2. Chen, Y., Tang, X., Qi, X., Li, C.-G., & Xiao, R. (2020). Learning Graph Normalization for Graph Neural Networks (arXiv:2009.11746). arXiv. http://arxiv.org/abs/2009.11746
3. Du, Y., Kips, R., Pumarola, A., Starke, S., Thabet, A., & Sanakoyeu, A. (2023). Avatars Grow Legs: Generating Smooth Human Motion From Sparse Tracking Inputs With Diffusion Model. 481–490. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/html/Du\_Avatars\_Grow\_Legs\_Generating\_Smooth\_Human\_Motion\_From\_Sparse\_Tracking\_CVPR\_2023\_paper.html
4. Guo, W., Du, Y., Shen, X., Lepetit, V., Alameda-Pineda, X., & Moreno-Noguer, F. (2023). Back to MLP: A Simple Baseline for Human Motion Prediction. 4809–4819. https://openaccess.thecvf.com/content/WACV2023/html/Guo\_Back\_to\_MLP\_A\_Simple\_Baseline\_for\_Human\_Motion\_Prediction\_WACV\_2023\_paper.html
5. Javaloy, A., Sánchez-Martín, P., & Valera, I. (2023). Causal normalizing flows: From theory to practice (arXiv:2306.05415). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.05415
6. Jiang, J., Streli, P., Qiu, H., Fender, A., Laich, L., Snape, P., & Holz, C. (2022). AvatarPoser: Articulated Full-Body Pose Tracking from Sparse Motion Sensing. In S. Avidan, G. Brostow, M. Cissé, G. M. Farinella, & T. Hassner (Eds.), Computer Vision – ECCV 2022 (pp. 443–460). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-20065-6\_26
7. Ponton, J. L., Yun, H., Aristidou, A., Andujar, C., & Pelechano, N. (2023). SparsePoser: Real-time Full-body Motion Reconstruction from Sparse Data. ACM Transactions on Graphics, 43(1), 5:1-5:14. https://doi.org/10.1145/3625264
8. Shin, M., Lee, D., & Lee, I.-K. (2023). Utilizing Task-Generic Motion Prior to Recover Full-Body Motion from Very Sparse Signals (arXiv:2308.15839). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.15839
9. Sofianos, T., Sampieri, A., Franco, L., & Galasso, F. (2021). Space-Time-Separable Graph Convolutional Network for Pose Forecasting. 11209–11218. https://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/html/Sofianos\_Space-Time-Separable\_Graph\_Convolutional\_Network\_for\_Pose\_Forecasting\_ICCV\_2021\_paper.html
10. Tang, J., Wang, J., Ji, K., Xu, L., Yu, J., & Shi, Y. (2024). A Unified Diffusion Framework for Scene-aware Human Motion Estimation from Sparse Signals (arXiv:2404.04890). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.04890
11. Wang, X., Cui, Q., Chen, C., & Liu, M. (2024). GCNext: Towards the Unity of Graph Convolutions for Human Motion Prediction. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 38(6), Article 6. https://doi.org/10.1609/aaai.v38i6.28375
12. Xi, Q., & Bloem-Reddy, B. (2023). Indeterminacy in Generative Models: Characterization and Strong Identifiability. Proceedings of The 26th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 6912–6939. https://proceedings.mlr.press/v206/xi23a.html
13. Yao, F., Wu, Z., & Yi, L. (2024). Full-Body Motion Reconstruction with Sparse Sensing from Graph Perspective. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 38(7), 6612–6620. https://doi.org/10.1609/aaai.v38i7.28483