



Motion Assistance System



数据格式

本项目的数据来源于10名不同的测试者，他们穿戴IMU设备进行数据收集。共收集了24个IMU节点的数据，对于每一个IMU节点，我们获取一个长度为12的特征向量：包含3x3的位置旋转矩阵和长度为3的加速度向量。将以上矩阵和向量展平后拼接起来，再将所有节点的特征向量进行拼接，最终拼接测试者的12个身体特征信息（例如躯干长度、臂围、胸围等），最后加上标签，标签是当前正在进行的动作。数据示例如下：

head_position_11	head_position_12	...	body_length	...	label
-0.27487681	-0.12415444	...	47	...	"引体向上-举手"

每一行为一个时间步，每一列为一个特征。

后处理

需要删除一些冗余列(以下为在Excel中显示的列标)：

```
GW -- PP
IS -- RL
```


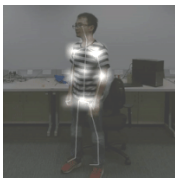
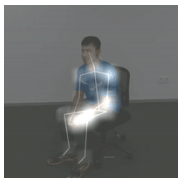
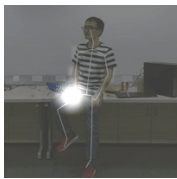
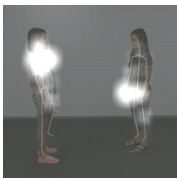


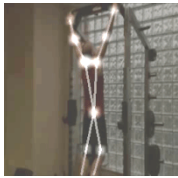


这些冗余列对应的是手指的节点位置。

数据集扩充问题

针对数据集扩充问题，我们现在已经有了一些样例数据，大约有500个样本，可以先使用这些样本来进行简单的试验。

后续根据需求考虑添加样例，横向扩充与纵向扩充：

1. 横向扩充: 添加更多的样本类别，不局限于引体向上动作。

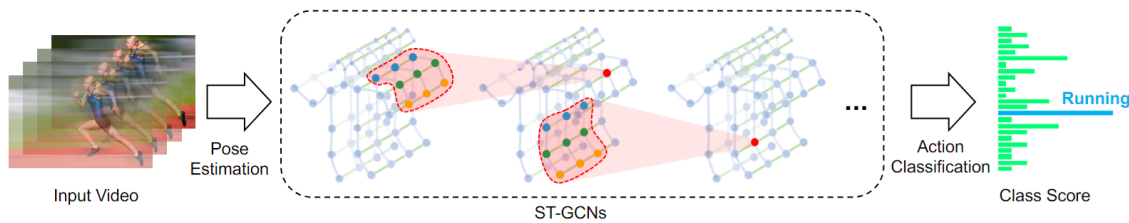
				
Touch head	Sitting down	Take off a shoe	Eat meal/snack	Kick other person
				
Hammer throw	Clean and jerk	Pull ups	Tai chi	Juggling ball

2. 纵向扩充: 添加更多的样本数量，拟扩充到万级样本量(500个样本采集所需时间约1小时)。

任务

- 1. **分类任务**: 给出一段时间序列，识别出当前时间序列对应的动作。
- 2. **生成 (回归) 任务**: 给定一段时间序列，预测下一个时间窗口中的动作。
- 3. **特征选择任务(特征缺失任务)**: 在上述任务基础上，尝试抛弃一些IMU节点特征，在缺失特征的情况下进行实验。

分类任务



对于分类任务，每一个样本为一个动作对应的一段连续时间内的特征向量。构建出一个元组 (Matrix, Label)。

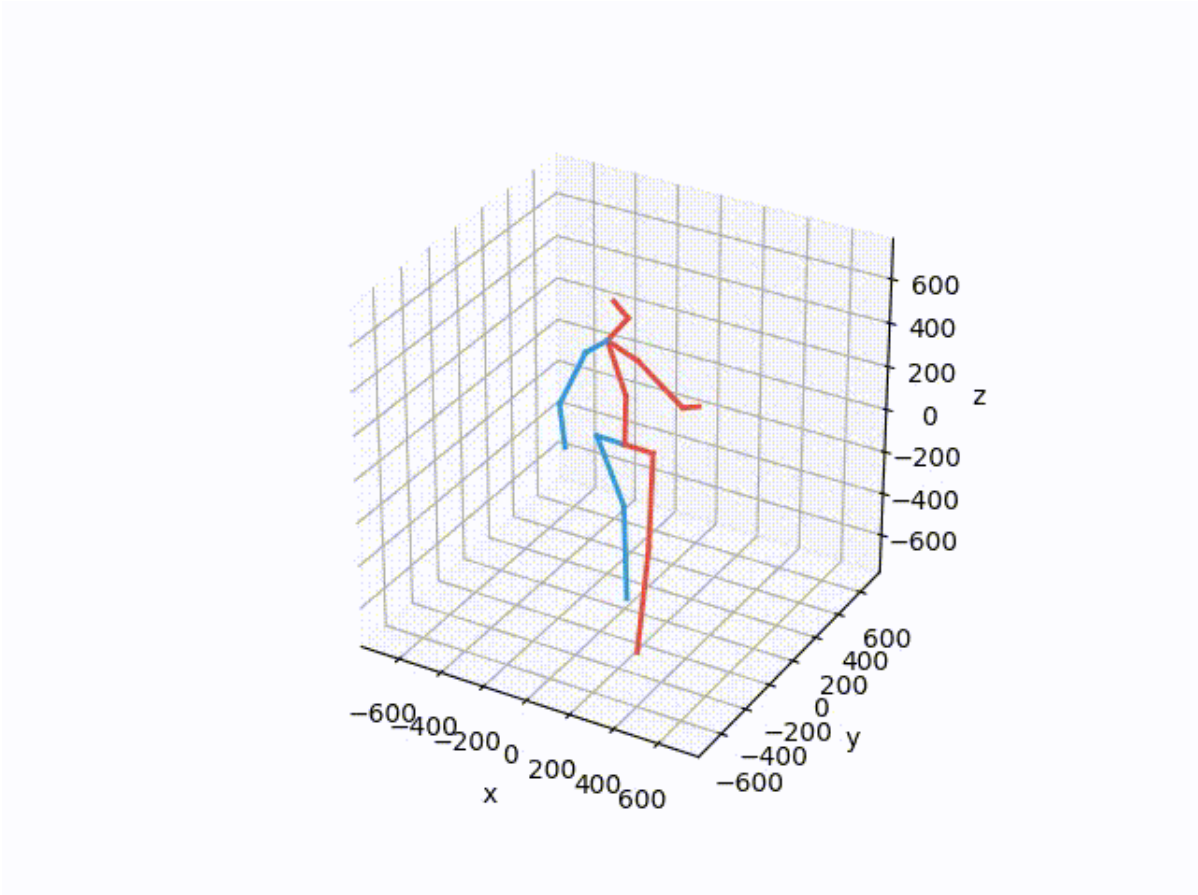
Matrix:

位置矩阵(展平)	加速度向量	人体特征信息	...
-1-1	-1-1	0-100	...

Label:

例如: "引体向上-举手"、"引体向上-放下"

序列到序列任务



我们期望使用这些数据完成一个序列到序列任务，具体来说：

1. 根据一段时间步的特征向量来预测当前时间步的标签。
2. 生成下一段时间步的特征向量和标签。

考虑采用深度学习模型，如LSTM或Transformer，STGNN，进行特征提取和动作预测。具体模型设计可以根据任务的复杂性和数据量来调整。

预处理需要考虑 相对位置编码，节点信息嵌入 等技术。

评价指标

针对不同的任务应该设置不同的评价指标，例如：

- 分类任务：准确率（Accuracy）、精确率（Precision）、召回率（Recall）和F1值（F1-Score）。
- 生成任务：均方误差（MSE）、平均绝对误差（MAE）等。

已有可参考研究

1. ST-GCN (Spatial Temporal Graph Convolutional Networks)

- 论文: [Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition](#)
AAAI 2018 (CCF A)
- 方法论: ST-GCN将人体姿态表示为图结构，通过图卷积网络（GCN）来学习时空特征，实现动作识别。
- 评价指标: Accuracy
- 启发式设计: 可以基于ST-GCN的思想构建ST-GNN模型，将节点表示为人体关节点，边表示关节点之间的空间关系，通过GCN层和时间维度上的卷积层来学习时空特征。ST-GNN能够有效地捕获人体结构的拓扑关系，并结合时序信息进行建模，从而实现对运动行为的建模和预测。

2. TGNN (Temporal Graph Neural Networks)

- 论文: [Temporal Graph Networks for Deep Learning on Dynamic Graphs](#)
KDD 2020 (CCF A)
- 方法论: TGNN专注于处理动态图数据，可以有效地处理时序关系，并结合图神经网络来进行建模。
- 评价指标: RSE、CORR（回归任务）
- 启发式设计: 借鉴TGNN的思想，设计一个能够动态更新图结构的ST-GNN模型，以适应不同时间步的拓扑关系变化。

3. Hybrid Deep Learning

- 论文: [A new hybrid deep learning model for human action recognition](#)
- 方法论: 使用一种基于GRU（门控循环神经网络）的混合深度学习方法来进行人体动作识别，完成了分类任务。
- 评价指标: Accuracy

4. 综述

- 论文: [Recent developments in human motion analysis](#)
Pattern recognition (SCI Q1, IF 8.0)

5. Human Motion Prediction

- 论文: [On Human Motion Prediction Using Recurrent Neural Networks](#)
CVPR 2017 (CCF A)
- 方法论: 该论文提出了均方误差 (MSE) 和平均绝对误差 (MAE) 作为动作预测任务的评价指标, 能够有效地评估预测结果与真实值之间的差异。

对比实验设计

为了验证模型的有效性, 我们可以设计对比实验, 例如:

- Baseline模型:** 使用传统机器学习模型 (如SVM、随机森林) 进行初步实验。
- 深度学习模型:** 如LSTM、GRU、Transformer等, 进行深入实验和优化。
- 数据增强:** 使用数据增强技术 (如噪声加入、时间偏移) 扩充数据集, 观察其对模型性能的影响。