

1. 引言

手臂运动的轨迹预测在人体运动分析、康复训练、人机交互、虚拟现实等领域具有广泛的应用前景。对于机器人辅助系统和运动康复系统而言，准确预测手臂的运动轨迹有助于提高系统的智能性与适应性。然而，手臂运动轨迹数据通常具有非线性和高维度特征，传统的预测方法往往难以捕捉其复杂性和动态变化。因此，本作业采用基于长短期记忆网络（LSTM）的方法，以期实现对手臂关节运动轨迹的精确预测。路线如图 1-1 所示。

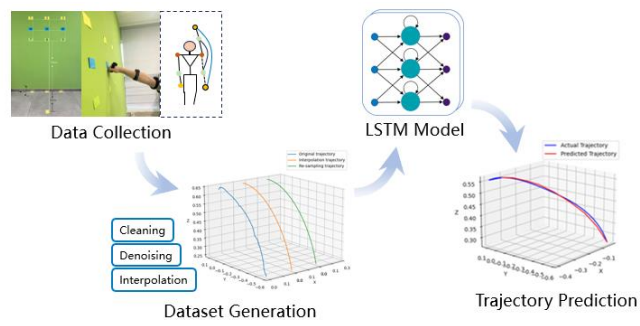


图 1-1 整体路线

2. 数据集与预处理

本研究使用的轨迹数据来源于一系列手臂运动实验，使用 IMU 采集 30 民受试者的动作数据并以 CSV 格式存储。每个数据文件包含三个关键列：RightHandIndex3-Joint-Posi-X、RightHandIndex3-Joint-Posi-Y、RightHandIndex3-Joint-Posi-Z 分别为指尖的位置坐标，数据按时间帧顺序排列。

2.1 数据清理

由于采集的数据为来回手臂动作，需对采集到的数据进行分割，将原始轨迹分割为去程和返程，本作业只研究去程。由于 IMU 采集是会发生数据抖动和缺失，我们将人工填补这些数据并去除抖动的数据以实现光滑的轨迹曲线，采用样条插值方法对轨迹进行重采样，确保轨迹数据的连续性和光滑性，如图 2-1 所示。

2.2 特征提取

在特征工程阶段，我们主要考虑了两个关键因素：1) 时间窗口：将轨迹分段成固定长度的时间窗口，以确保 LSTM 模型能够捕捉到局部的时序模式；2) 距离终点的距离：计算每个时间窗口内最后一个点与终点的欧氏距离，该距离作为 LSTM 模型的预测目标之一，帮助模型更好地理解轨迹的全局趋势。

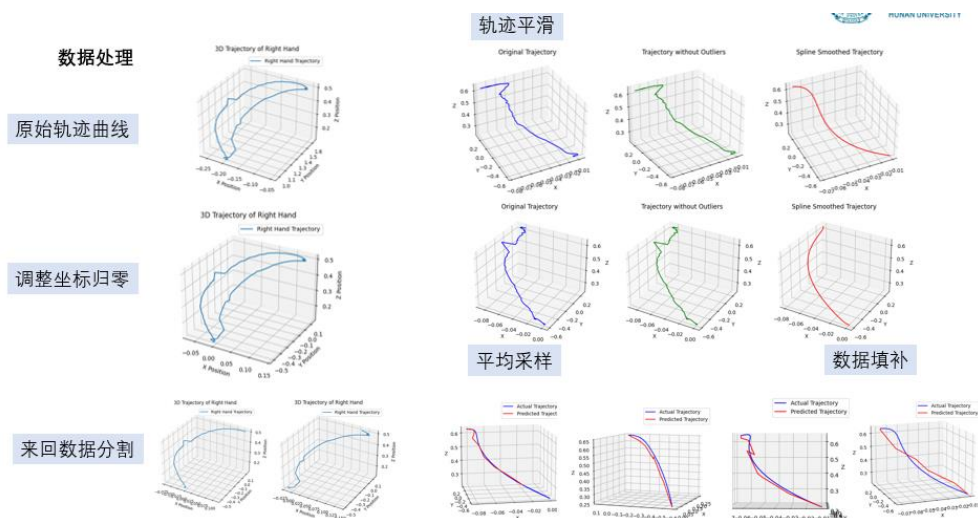


图 2-1 数据预处理

3. LSTM 模型设计

LSTM 是一种适合处理和预测时间序列数据的递归神经网络 (RNN)，它通过引入遗忘门、输入门和输出门，能够有效捕捉长时间依赖关系，避免传统 RNN 中的梯度消失问题。因此，LSTM 在手臂轨迹预测中具有天然的优势。

在本作业中，我们采用了一种递归分治法来分步预测手臂运动轨迹。具体过程如下：

1) 关键点提取：首先从轨迹中每隔 10 帧提取一个点，这样可以获得 17 个关键点（包括起点和终点）。2) 初次中点预测：使用 LSTM 模型基于起点和终点预测中间的关键点。这一步相当于将轨迹二分，首先生成最中心的中间点。3) 递归预测：对生成的中间点与相邻的点再次应用 LSTM 模型，递归地预测每段轨迹的中点。每次预测后，将生成的新中点加入到轨迹中。最终，通过多次递归分治处理，可以得到包括所有中间点在内的完整轨迹。

本作业采用的神经网络模型是一个简单的长短期记忆网络 (LSTM) 模型，具体结构如下：

1. 输入层：输入为 6 维向量，其中包含起点和终点的坐标信息（各 3 维，即 x , y , z 坐标）。这一层接收并准备数据以供 LSTM 层处理。

2. LSTM 层：使用 10 个 LSTM 单元作为隐藏层。LSTM 通过其记忆机制（包括输入门、遗忘门和输出门）来捕捉输入数据中的时间序列特征，并保留重要的历史信息，从而能够处理轨迹预测任务。

3. 中间全连接层：LSTM 层的输出通过一个全连接层（全连接层有 6 个神经元），该层将 LSTM 的隐藏状态进一步处理，生成一个更紧凑的特征表示。

4. 输出层：最后的全连接层具有 3 个神经元，直接输出模型预测的三维坐标（即 x, y, z 坐标）。该输出用于确定轨迹中间点的空间位置。

5. 递归预测：通过递归的“分而治之”方法，利用模型预测出起点和终点之间的多个中间点，逐步构建完整的轨迹。

6. 输出与可视化：最终预测的中间点与实际轨迹点进行对比，并在三维空间中通过折线图进行可视化，以评估模型的预测性能。这种递归分治的策略能够充分利用 LSTM 模型在局部轨迹预测中的强大能力，同时通过分段预测提高了整体预测的准确性。

4. 参数设置

在本作业中，LSTM 模型的训练参数如下：

学习率：设置为 0.001，这是优化器在每一步更新模型权重时的步长。

批量大小：设置为 32，即每次迭代使用 32 个样本来更新模型权重。

训练周期：设置为 20，即整个数据集将被遍历 20 次。这样可以确保模型能够充分学习输入数据中的模式。

损失函数：使用均方误差损失函数（MSELoss），适用于回归问题，衡量模型预测坐标与实际坐标之间的差异。MSELoss 会计算预测值与目标值之间差的平方平均值，从而指导模型的训练。

优化器：使用 Adam 优化器，结合了动量和 RMSProp 的特点，能够自适应地调整学习率，在训练深度学习模型时通常表现良好。

设备设置：模型训练和预测过程中，CPU 进行计算。

5. 实验结果与分析

实验结果表明，基于 LSTM 的递归分治法在预测手臂轨迹中的表现优异。在大多数简单动作情况下，模型能够准确捕捉轨迹中的关键点，并有效地预测出中间点的位置，如图 4-1。然而，在某些复杂的运动模式下，模型的预测精度有所下降，不能准确的对轨迹进行预测尤其是在快速变化或非线性较强的轨迹段落，如图 4-2。

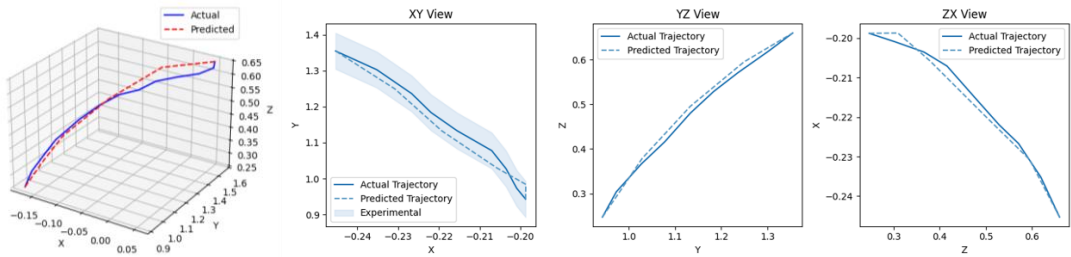


图 4-1 预测轨迹与实际轨迹

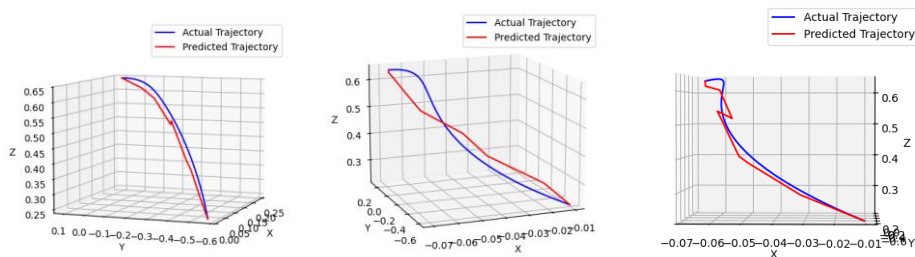


图 4-2 复杂动作下轨迹预测

6. 总结与展望

本研究提出了一种基于 LSTM 递归分治法的手臂轨迹预测方法，并通过实验验证了该方法的有效性和实用性。实验结果显示，该方法能够在大多数情况下准确预测手臂运动轨迹，并且在不同的运动场景下表现出较强的适应性和鲁棒性。但由于目前整个实验过程还在完善中，存在很多不足，实验数据样本量过小，评估方法忽略了多种潜在的影响因素，导致实验结果的代表性和可靠性降低。具体来说，以下几个方面需要进一步改进：

数据样本的多样性：目前的实验数据主要集中在单一的运动场景和个体上，无法充分反映不同个体和不同场景下手臂运动轨迹的多样性。未来的研究应扩大数据采集的范围，涵盖更多的个体、多样化的运动任务和场景，以提高模型的泛化能力和适用性。

模型的复杂性与计算效率：递归分治法在预测过程中需要多次调用 LSTM 模型，这增加了计算复杂性和时间成本。虽然这种方法在一定程度上提高了预测精度，但在处理大规模数据或实时应用时可能会受到限制。因此，未来的研究可以尝试优化算法结构，或者结合其他模型（如 CNN 或 Transformer），在保证预测精度的同时，提高计算效率。

模型的鲁棒性与容错性：虽然实验结果表明模型在大多数情况下表现良好，但在某些特殊情况（如异常运动轨迹、噪声干扰等）下，模型的预测精度可能会显著下降。因此，未来的研究应注重提高模型的鲁棒性和容错性，确保在复杂和不确定环境下依然能够保持较高的预测精度。