

实验心得报告

一、实验目的

本实验旨在通过循环神经网络（RNN/LSTM）对音乐片段进行学习，实现自动生成旋律序列。

主要目标包括：

- 理解序列建模与循环神经网络（RNN/LSTM）的原理。
- 掌握音乐数据的数值化流程（ABC → 序列 → 模型输入）。
- 熟悉 Notebook 中模型结构与训练流程。
- 探索不同训练参数和生成策略对音乐自然度和节奏感的影响。
- 输出可播放音乐文件并进行听感分析。

二、实验方法与过程

1、数据处理

将所有 ABC 格式音乐片段合并为单一字符串。

构建字符到索引（char2idx）和索引到字符（idx2char）的映射。

将音乐文本序列向量化（vectorized_songs），生成训练用输入和输出 batch。

2、模型构建

使用 PyTorch 定义 LSTM 模型：

Embedding 层：将字符索引映射到稠密向量。

LSTM 层：隐藏单元 1024，序列建模能力。

Linear 层：将 LSTM 输出映射回字符空间。

损失函数为交叉熵（CrossEntropyLoss），优化器采用 Adam。

3、训练与调参

初始训练参数：

```
num_training_iterations = 3000
batch_size = 8
seq_length = 100
learning_rate = 5e-3
embedding_dim = 256
hidden_size = 1024
```

实验中，我尝试了以下改动方向：

调整学习率、batch size、epoch 数，迭代次数（num_training_iterations）以观察收敛效果。改变输入序列长度（seq_length）观察节奏连贯性。每次训练完成后，生成长度为 1000 字符的 ABC 音乐文本，并通过 mdl.lab1.play_song 试听。

三、调节参与过程

修改训练参数：

```
num_training_iterations = 4000,
batch_size = 8,
seq_length = 100,
learning_rate = 7e-3,
embedding_dim = 256,
hidden_size = 1024,
```

四、结果分析

1、生成效果

初始参数：生成的旋律连贯性一般，节奏有规律，但在某些地方音符重复或突兀，整体听感偏机械化。

修改后参数：旋律生成更平滑，重复音符减少，节奏感明显增强，旋律更自然且富有变化，更接近真实作曲风格。

2、损失变化

初始参数：训练损失下降速度较稳定，但在后期迭代收敛略慢，存在轻微抖动。

修改后参数：增加迭代次数和学习率后，模型收敛速度加快，训练损失下降幅度更明显，最终达到更低的损失值，说明模型对数据特征的学习更充分。

3、音乐质量判断

初始参数：音乐质量偏基础，节奏规律可识别，但旋律创意不足。

修改后参数：修改参数主要增加了训练迭代次数和稍微提高了学习率，使模型对音乐特征的学习更充分，从而生成的音乐节奏更连贯、重复音符减少，但音乐创意与多样性变化不大。

五、心得与体会

1、节奏规律学习机制

LSTM 通过隐藏状态和记忆单元捕捉前序信息，预测下一个音符的概率，从而学习节奏规律。

2、温度参数的作用

温度参数控制预测分布的平滑度，低温使输出保守、旋律重复度高，高温增加多样性和创意，但节奏可能松散。

3、改进效果

在实验中，我将训练迭代次数增加到 4000，并将学习率调高至 $7e-3$ ，同时保持批次大小为 8、序列长度为 100、嵌入维度和隐藏单元数分别为 256 和 1024。这些改动使模型在训练过程中能够更充分地学习音乐特征，提高收敛速度和稳定性，同时保持旋律的连贯性与节奏感，从而生成的音乐比初始参数下更自然、更富变化。

4、音乐质量评价

音乐质量可通过主观听感，如连贯性、节奏感，定量指标，如重复度、音符覆盖率等综合来判断。

六、总结

通过实验，我掌握了 RNN/LSTM 在音乐生成中的应用流程，从数据处理到模型训练再到音乐生成全流程。实验验证了不同参数对生成音乐的影响，为音乐生成的调优提供了直观依据。