### 介绍

各位老师、同学们，大家好！我将介绍HeartWave的结题答辩**（切）**。

### 目录

包括项目回顾、优化、亮点和成果**（切）**。

### 一、项目回顾

首先，我们来回顾一下项目的背景和目的**（切）**。

现如今，随着生活节奏以及社会竞争的不断加大，越来越多的人心理健康问题，在当代人减压的方式中，听音乐、写随笔以及社交是三种极受欢迎的方式。

而且市场上现有的音乐软件还主要是停留在根据用户历史行为的角度进行推荐。所以，我们的系统旨在利用音乐的情绪治疗手段，来给用户提供一个可以记录自己情绪与随笔，并且根据用户的情绪打卡记录以及对用户日记的文本情绪分析得到的情绪数据推荐合适当前用户状态听的歌曲的音乐社交平台**（切）**。

在中期的时候中我们介绍了我们的架构设计，如图所示，这张图展示了我们的项目结构，技术栈，中间件，以及微服务之间的具体调用关系，在此也不再赘述。

### 二、项目优化

接下来介绍项目自中期以来的优化内容**（切）**。

首先是功能性优化，我们新增“用户情绪偏好测试”功能，可以提供给用户四种预设的情绪场景，询问用户在特定情境下他们更倾向于聆听的音乐类型，然后系统也会记住偏好利用这些数据进行个性化的音乐推荐**（切）**。

接着是非功能性优化，主要关注系统可靠性和安全性两个方面。可靠性上，一方面我们采用了RabbitMQ的消息持久化机制，确保了在系统发生故障时消息数据也不会丢失，能够从磁盘中恢复**（切）**；另一方面我们采用Prometheus对系统进行持续监控，将其监控数据作为数据源在Grafana进行展示，同时结合Grafana的告警规则可以在关键指标超出阈值时以邮件、短信等形式通知相关人员**（切）**。而安全性上，引入了强密码加密机制，对敏感的数据库字段比如用户密码进行加密处理。降低隐私泄露风险**（切）**。

在AI部分优化，我们对数据集的**规模和质量**进行了提升，不仅在数量上将数据集扩展到了1912个片段，还在质量上对原有数据集中情绪特征不明确的样本进行了重新评估和剔除。这增加了样本多样性，也确保了每个样本的情绪标注准确无误，从而增强了数据集的一致性和可靠性**（切）**。那么重新训练后，最终模型的准确率也有了较为明显的提升**（切）**。

### 三、项目亮点

接下来是项目的亮点部分**（切）**。

我们首先介绍项目的微服务架构实现。我们的系统基于Spring Boot框架，主要在IDEA中完成编码。设计上将整个系统划分为多个独立的微服务，每个微服务负责特定的功能模块，在架构设计中，我们使用了负载均衡器来分配流量，确保系统的高可用性。所有请求通过API Gateway进行路由，确保各微服务之间的通信顺畅，让系统得以提供高效、稳定的服务，在扩展性和维护性方面具有显著优势。

数据存储上使用MySQL和MongoDB作为主要数据库。情绪有关数据由于内容比较灵活，所以存放在非关系型数据库MongoDB中，以便处理大量非结构化数据。其余关系型数据都使用MySQL进行存储**（切）**。

**其次是音乐室实时聊天功能**。

我们在项目中使用了WebSocket和RabbitMQ实现了实时聊天功能。**（切）**。

接下来是chatroom-server.js脚本的代码示例。服务器接收到新的连接请求后，会建立连接，并处理来自客户端的消息比如向服务端分发。而在前端，负责建立与后端对应聊天端口的连接。前后端协作逻辑就是看聊天室是否分配过端口号，没有分配过就分配，最终返回给前端建立连接**（切）**。

接下来是情绪管理功能。

**用户可以通过心情打卡和随笔撰写来记录他们的日常情绪**。系统会接收这些数据，并进行情绪分析，生成详细的情绪报告。通过这种方式，用户可以全面了解自己的情绪变化。

情绪管理功能的流程如下图所示：用户开始记录心情打卡或撰写随笔，提交情绪数据后，系统会接收并分析这些数据，生成情绪报告。用户可以查看情绪报告，系统还会根据情绪报告提供个性化的音乐推荐和建议。通过这样的闭环管理，系统能够为用户提供持续的情绪监测和音乐推荐服务。这也是用户更好地了解自己的情绪变化和系统推荐质量的保证**（切）**。

除此之外还有**音乐情绪识别**。

我们收集了大量音乐片段，并**参考Thayer的情绪调节理论将其分类为四种情绪：happy、aggressive、sad和peac**e。在经过对这些数据经过严格的筛选和标注后，我们采用了数据采集、清洗和预处理等步骤。模型训练中，我们使用了卷积神经网络（R-CNN）、BP神经网络和支持向量机（SVM）进行情绪分类。

训练结果显示，我们的情绪识别模型在各个情绪类别上的表现都比较优秀。混淆矩阵和准确率前面已经提到过便不再赘述。**（切）**。

最后就是**文本情绪识别功能**。

我们收集和标注了大量的用户评论数据，并类似于音乐的情绪识别对其情绪进行了四个分类。通过对数据集的构建和清洗，我们确保了模型训练数据的高质量。在训练过程中，我们使用了BERT预训练模型来进行文本情绪识别。它具有强大的语言理解能力，能够准确识别出文本中的情绪。

右侧的混淆矩阵展示了模型的分类效果。可以看到，我们的模型在各个情绪类别上都有较好的表现，特别是在识别愤怒和悲伤情绪时，表现尤为突出。因此可以说通过BERT模型的应用，我们在文本情绪识别方面取得了显著的成果，保证了推荐的质量**（切）**。

### 四、成果

最后是项目取得的其他成果**（切）（切）**，在**国际大学生创新创业大赛中，晋级校内决赛**（切）**并荣获银奖（切）**。

### 结束

以上就是我们项目的全部内容，谢谢！