

作业一： 网易云音乐推荐调研报告

1 小组成员

姓名	学号
张泰豪	201250164
郑义	201250182
母舰	201250137
胡睿	201250026

2 推荐应用概述

网易云音乐（NetEase CloudMusic），是一款由网易开发的音乐产品，是网易杭州研究院的成果，依托专业音乐人、DJ、好友推荐及社交功能，在线音乐服务主打歌单、社交、大牌推荐和音乐指纹，以歌单、DJ 节目、社交、地理位置为核心要素，主打发现和分享。

本小组着眼于网易云音乐的智能数据应用系统——网易云音乐推荐，针对其如何利用用户数据理解用户意图、如何“投其所好”进行个性化推荐，进行了资料调查和研究。本调研报告包含以下内容：

- 1. 网易云音乐应用概述
- 2. 网易云音乐推荐场景架构
- 3. 数据获取
- 4. 推荐算法
- 5. 总结

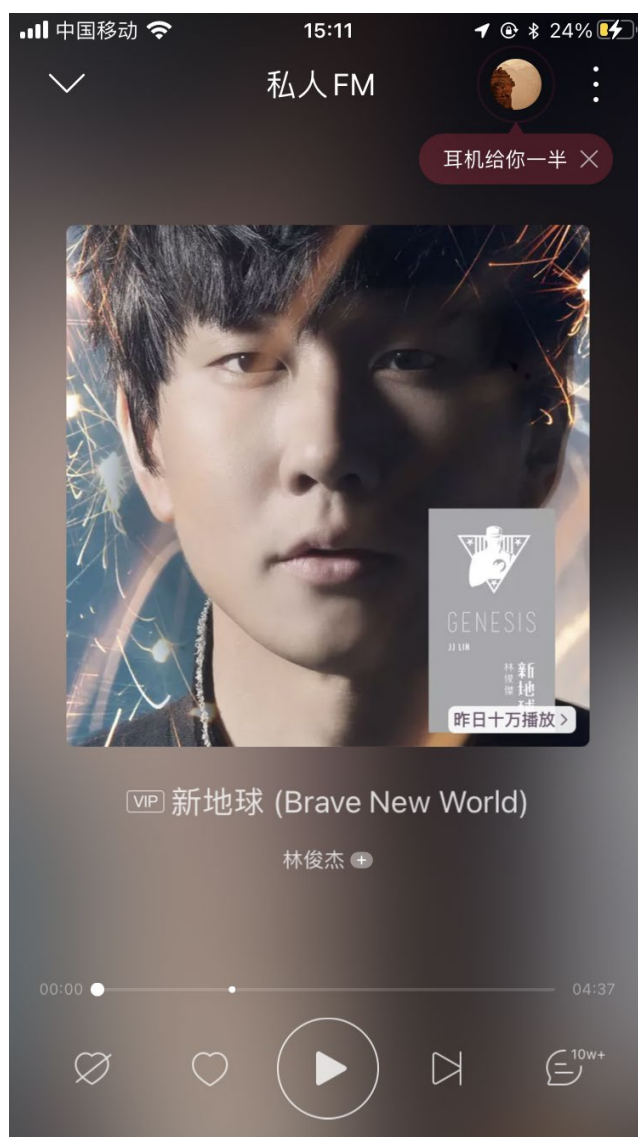
2.1 每日推荐



每日推荐这里用到的是单曲推荐，具体算法不难想到，从我的每日推荐歌曲来看，基本是：

- 我听过的歌手的其他单曲
- 我听过的歌曲所属分类的其他热门歌曲
- 我听过、收藏过、评论过的歌曲
- 听过我听过歌曲的人，听过的其他热门歌曲

2.2 私人 FM



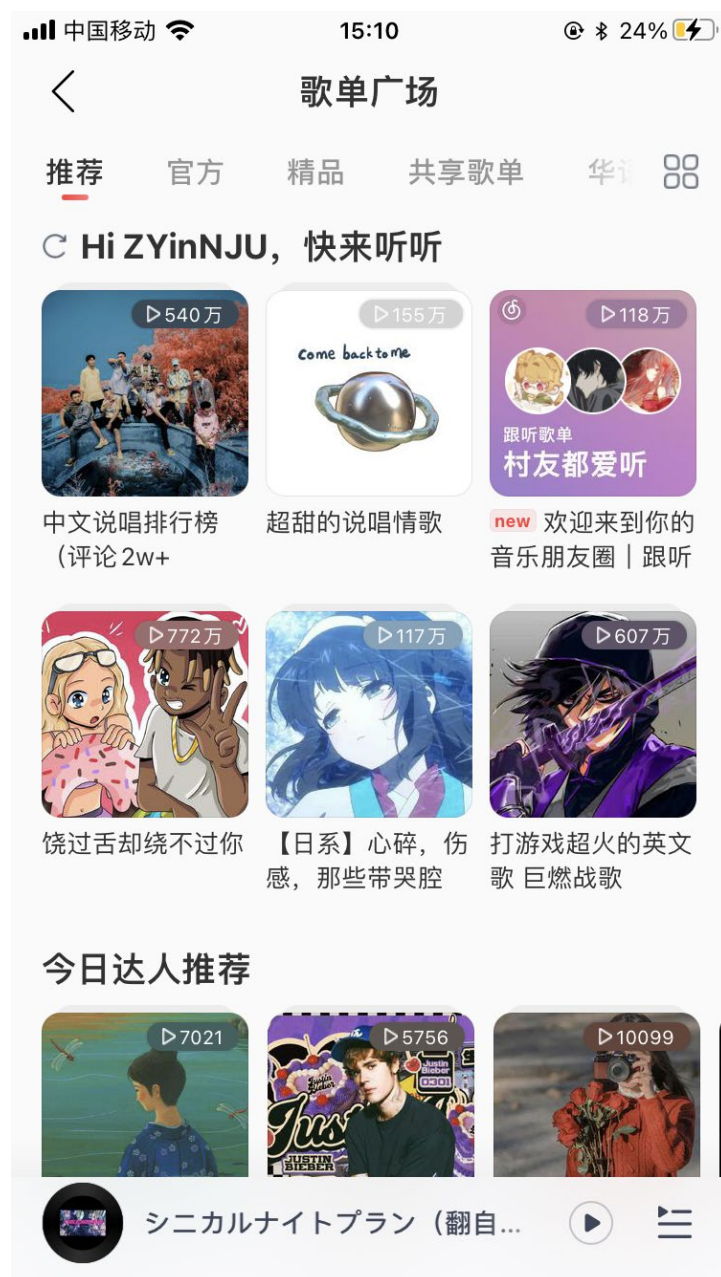
私人 FM 和单曲、歌单推荐的最大区别是，歌单推荐是**一次性生成**一个歌曲/歌单列表，但 FM 只推荐下一首，没有“上一首”功能，这意味着推荐算法会更关注你的瞬时兴趣。因为 FM 只有喜欢、听完、切歌三种反馈，相对来说比歌单推荐要简单很多，但相对的，信息也少了很多。

可以推算，FM 用到的具体方式是由“播放、喜欢、切歌”来判断用户对推荐结果的喜好程度。使用的算法应该是相似性召回和基于用户、基于内容的协同过滤三合一，这一点和单曲推荐很相似，甚至两个功能都使用了用一套推荐算法。

FM 有个额外的要求是实时推荐，可以将私人 FM 理解为一个由动态变化的推荐歌曲组成的歌曲序列，这里面应该使用了深度学习算法中的“**下一项推荐**”模型来生成，用到的可能有 Transformer 或 GRU/RNN 模型。

实时推荐的意思是，上一首是“lemon”，如果你听完了，那么下一首可能会给你推荐米津玄师的另一首歌，或者相似的日文歌。如果我在听小英雄的 OP，但没听完就切歌了，那么序列中的下一首本来是冰海战纪的 ED，此刻可能会变为一首英文流行歌。

2.3 歌单推荐



推荐歌单是网易云音乐的主要流量通道，95%以上的用户每天打开 APP 会首先看这些推荐歌单。推荐歌单算法，网易云在全球范围内都属于做的很不错，因为歌单这个东西和歌曲不一样，里面有很多首歌组成，并且每首歌的调性有可能相似，也有可能不同，比传统推荐要更难。B 站、Youtube 都有类似算法，比如通过用户的收藏夹推荐

相似的收藏夹。

歌单有个特点就是 UGC（用户生成内容），UGC 歌单是实时的，即用户有收听歌曲行为后可实时带来推荐变化，比如刷新一下，会推送不一样的歌单给你。

具体的推荐过程大概如下：

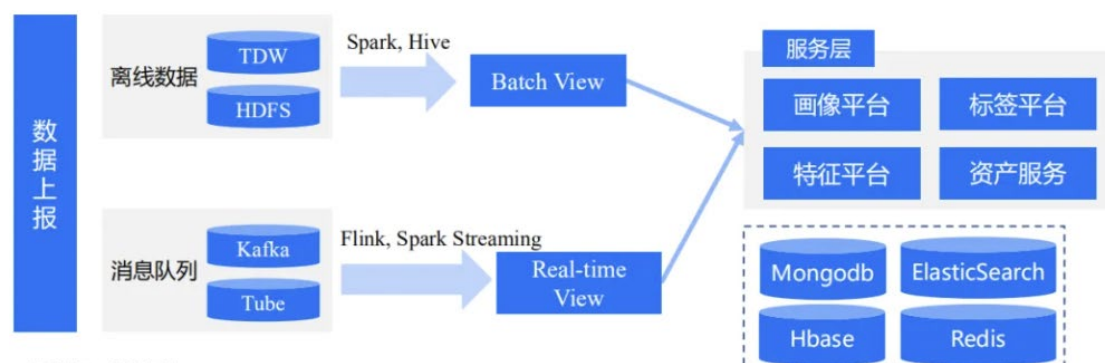
- 召回，是从数以百万计的曲库进行初步筛选，选出几百个相对符合用户口味的候选歌曲；
- 排序，是把这几百个候选歌曲通过深度学习、因子分解机等算法进行精准的个性化排序。

2.4 其他

除此之外，网易云音乐还内置了「社区」模块，此模块中也包含了帖子相关的推荐内容，但该模块与音乐方面可以拆分为独立模块，因此不归纳在本文所讨论的音乐推荐当中。

3 推荐场景架构

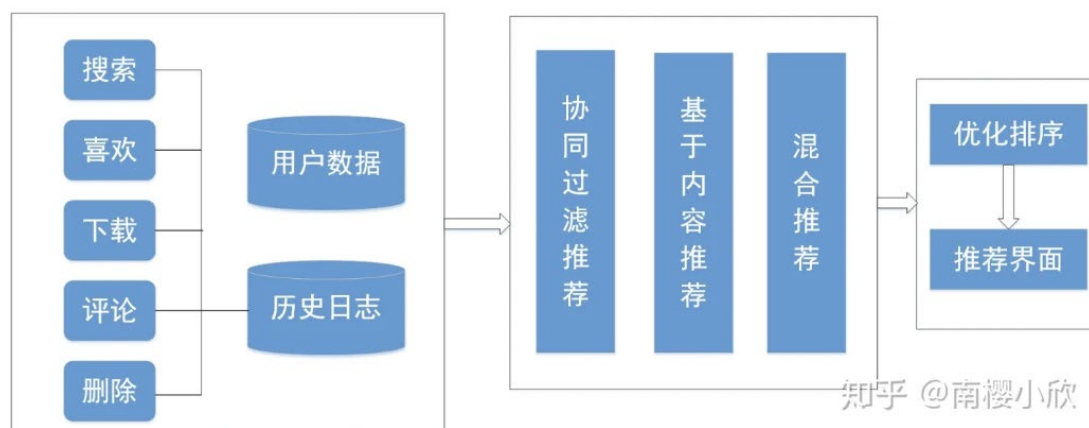
3.1 数据处理框架



数据处理架构会根据不同的需求生成数据 Batch View 以及 Real Time View。Batch View 主要将离线的数据通过 Spark、Hive 等工具进行处理生成。而 Real Time View 则是将实时上报的消息队列通过 Flink，Spark Streaming 等工具生成。通过 Batch Views 生成的数据灵活性较高，吞吐量较大，而 Real Time View 则能够带来更多的实时数据反馈。最后我们将 Batch View 和 Real Time View 的数据进行合并，根据数据

功能和样式存放到服务层的不同平台，包括画像平台、标签平台等，从而对外提供服务。对于数据平台的存储选型，我们通过权衡数据量、延时、读写量以及成本等因素进行选型，使用的存储包括 MongoDB, ElasticSearch, Hbase, Redis 等比较经典的数据库。

3.2 推荐框架



推荐框架分为三部分：数据处理、数据挖掘、推荐展示三个部分

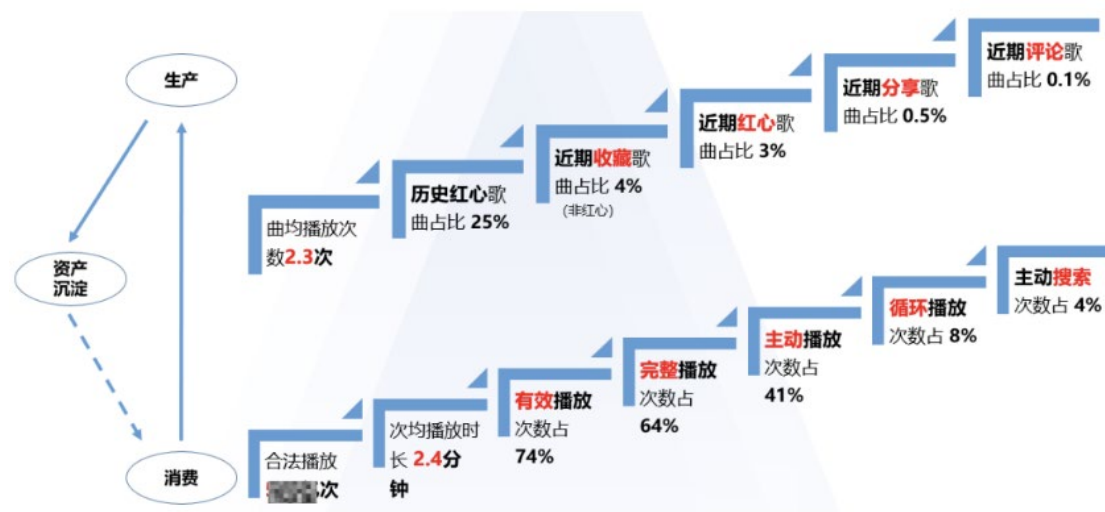
- **数据处理**：数据处理部分主要收集用户在软件中的行为和关注歌曲的特征记录为用户数据和历史日志，并通过数据清洗，数据抽取等处理收集到的数据，为数据挖掘提供数据支持
- **数据挖掘**：数据挖掘部分采用协同过滤，图神经网络等算法基于收集数据完成推荐
- **推荐展示**：基于数据挖掘的结果，经过中间优化排序等技术处理后将推荐结果排序后展示到推荐界面

4 数据获取

用户在平台中活跃与听歌，会和歌曲产生各种各样的交互，沉淀了海量的行为数据。网易云通过数据服务平台对数据进行统一获取，日志，业务数据等通过 DataStream, ndc 等平台同步，经过实时离线等计算平台处理后落地成数据仓库的各层数据模型，同时借助于数据地图，源数据中心，数据质量中心等数据中台套件对数据进行管理和校验，使之成为资产。数据仓库的数据借助于数据传输，可以将数据从 hive 离线数仓

同步到 hbase、redis、ddb 等在线存储中，数据服务即将数据从在线存储中读取的 API 服务，上层的数据产品、数据报表甚至于线上业务等都可以读取这些方便快捷地读取这些接口。

根据不同的用户行为可以产生以下几种数据，不同行为由于发生的难易程度不同，体现到数据层面就是行为发生占播放比例的大小差异。如下图所示，从左到右，从下到上，行为发生的难易程度依次递增，在客户用户真实画像的重要性也随之增加



4.1 消费行为

对于云音乐的绝大部分用户来说，听歌就是刚需，也就是图中的音乐消费行为，其中，音乐消费行为又可以基于不同的播放方式，具体分为

1. 有效播放
2. 完整播放
3. 主动播放
4. 循环播放
5. 主动搜索

4.2 生产行为

听歌的过程中，用户会对自己感兴趣的内容进行更深层次的交互行为，例如红心，收藏，分析，评论等，这些行为，本质上都是用户基于云音乐的内容生产属于自己偏好

的组合内容，即生产行为。

随着越来越多的内容不断被用户生产，用户的资产沉淀也会越来越多，部分优质的 UGC 歌单就会被逐渐分发，从而影响其他用户群体的消费活动，形成良性循环

1. 红心行为
2. 收藏行为
3. 分享行为
4. 评论行为

4.3 用户个人资料

用户个人资料包括用户的性别、年龄、地区、语言等信息。这些信息可以帮助网易云音乐更好地了解用户，为用户提供更加个性化的推荐结果

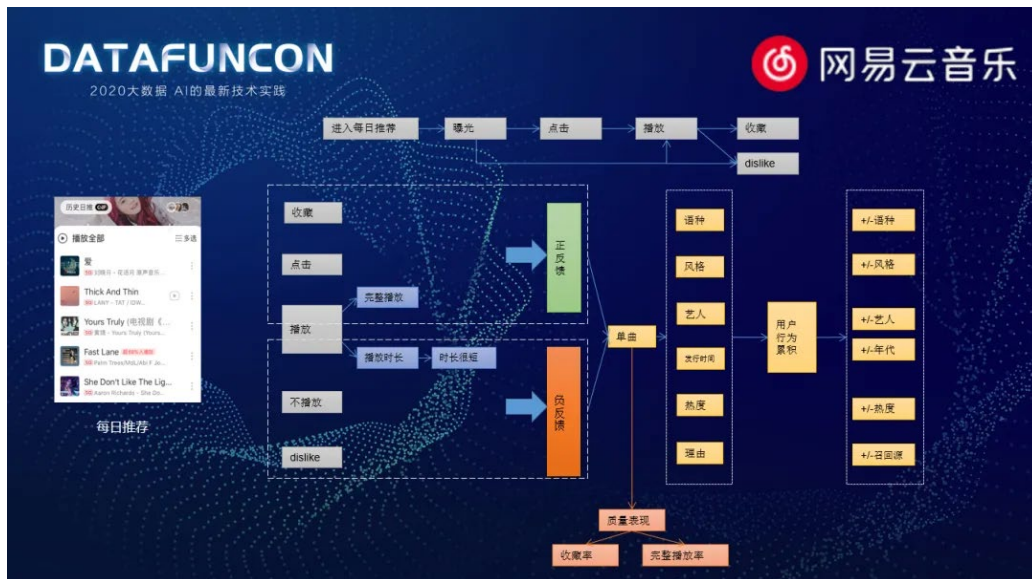
4.4 数据类别

1. 用户消费和生产行为数据记录了用户在平台上的不同环节的各种行为，这些行为一方面用于推荐算法中的用户行为，另一方面，这些行为的难易程度以及权重的不同，在训练重排序模型时可以针对不同的行为设定不同的回归目标值，以更精细的刻画用户的行为活动。
2. 用户个人资料数据是刻画用户画像的基础数据，其中有些是直接获取的原始数据，有些是经过挖掘的二次加工数据，这些属性一方面可以用于候选集触发过程中对 deal 进行加权或降权，另外一方面可以作为重排序模型中的用户维度特征

5 推荐算法

5.1 用户行为

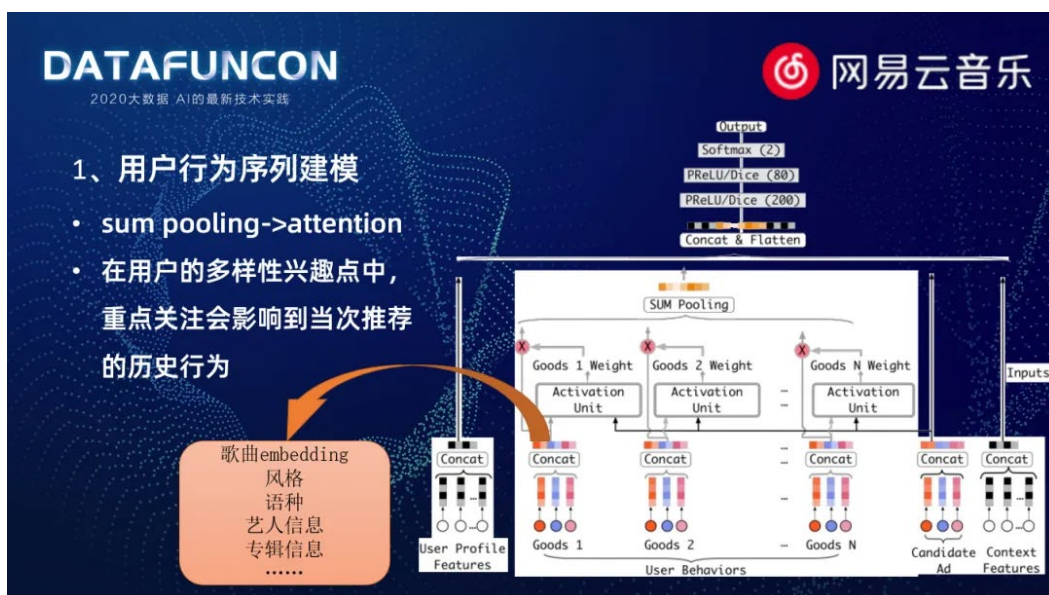
用户行为链路



用户在云音乐中的行为链路大致如下，以每日推荐场景为例。

用户进入日推歌单，首先歌曲会得到曝光。用户可能会点击某些歌曲，也可能直接进行了播放。在播放的过程中或者结束时，用户会进行显隐式的反馈。比如进行收藏行为或者是切歌的行为，甚至可以将歌曲标注为不感兴趣，当然也可以什么都不做，继续播放下一首。在用户整个行为里面，可以看到收藏、点击、完整播放，这些 action 是属于用户正向的反馈；而曝光不播放或者是曝光时间非常短，不感兴趣的，都是一些负反馈。对用户这些行为进行累积，我们可以对他之前的语种偏好、风格偏好、艺人、年代热度等等，进行重新调整，从而更好的进行下一次推荐。

5.1.1 用户行为序列建模



首先网易云尝试的是深度兴趣网络模型，这个模型和之前所尝试的模型，一个比较大的突破，是在用户行为序列数据上的处理。之前会将用户序列行为的 embedding 向量进行 sum pooling 操作。这种压缩方式，会造成一些程度上的信息丢失。对于相当重要的 embedding 向量，可能就没有办法完全突出自己的信息。所以云音乐在建模的过程中引入了 attention 机制，attention 机制的本质可以认为是一个加强的求和，可以让模型更加关注到它认为有用的信息，着重的影响本次推荐的行为。每一首在行为序列中的歌曲，同时也会刻画得比较丰富。对于歌曲画像，平台会包含歌曲的 embedding 向量、风格、语种、艺人信息、专辑信息等等。丰富的歌曲画像，可以让模型更好的关注到用户本次点击的兴趣点在哪里。

5.1.2 用户兴趣演化模型

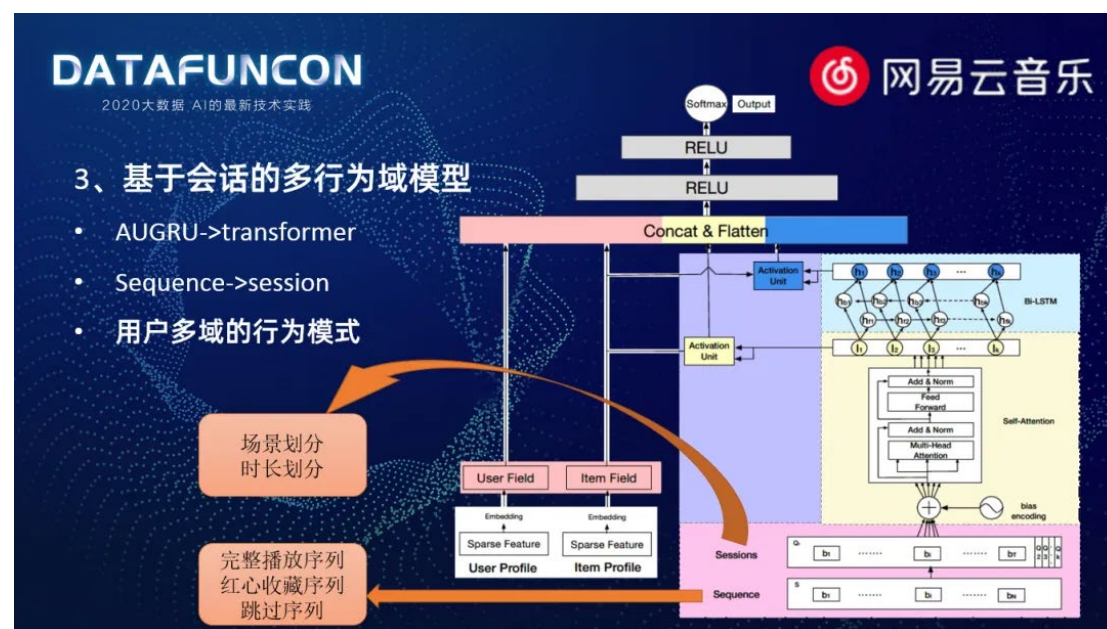


在做推荐系统的过程中，很容易体会到一个现象，就是用户越新的行为，能够反映用户当时的兴趣，对于推测之后的行为发挥的作用也是越大的；旧的行为发挥的作用就相对弱一些，这说明用户的兴趣是在不断变化的。特别是在音乐中，外界的流行趋势会发生非常大的改变。可能在几年内，甚至是几个月内流行的方向，就发生一次非常大的改变。同时，用户自身的兴趣，也会发生变化。所以在模型中，如何捕捉用户兴趣的演化路线？于是有了用户兴趣演化模型：

云音乐用户兴趣演化模型将 attention 机制继续延用了下来，并且加入了 ARGRU 网络结构。两者相结合，既保留了原先的注意力机制，又能捕获用户歌曲兴趣发展的路径。在这里云音乐使用的序列，是用户实时完整播放的序列。他使用了一个实时数据，所

以在线上预测时，可以对用户实时的行为得到快速反馈。另外，云音乐在做播放序列长度时，也进行了一些探索。很明显，如果播放序列越多，包含的行为也就越多。但是过长的数据，在实训模型中容易造成梯度消失问题。

5.1.3 基于会话的多行为域模型



前面的学习建模过程中，使用的都是用户整体的行为训练，忽略了序列内部的机构。用户的行为序列是由多个会话组成的。然而往往用户会话序列内部，性质偏移比较小，目的性会比较一致。但是在会话之间有着比较明显的差异，因此在多行为域模型中会进行 session 划分。这样可以得到用户 session 内部的投入行为以及 session 之间的递归行为。这样的划分，从序列演化到 session，可以关注到更长远的行为数据。在音乐场景，对 session 的划分，主要分为两个点：

1. 一个是因为音乐它有非常多的推荐场景，每一个推荐场景使用目的都是有差别的。用户选择不同的场景，都是基于用户主动意识，所以云音乐通过场景就可以将序列进行一个初步的划分。
2. 听歌过程中，用户会有一定的疲劳感。如果时间过长的话用户的注意力可能就不会那么集中，所以云音乐对 session 的最大时长做了切割。

5.1.4 对于用户行为数据的处理



云音乐考虑了用户更多行为域的行为模式。不同于之前使用的完整的播放歌曲序列，这里添加了红心收藏序列和跳过序列。

观察整个详情页，里面包括很多控件，比如红心收藏按钮，表示用户喜欢这首歌，这是用户非常强烈的行为。同样的，下载歌曲或者分享歌曲，都是明显的正向行为。对于评论的信息，具体分析评论的内容，利用 NLP 技术进行情感分析，去判断用户真正的情感。如果用户对这首歌曲标了不感兴趣，甚至是拉黑了歌曲或者艺人，那么这就是显著的负向行为。还有比较隐蔽的负向行为，就是用户在播放的过程中进行切割操作，这是一个没有消费完全的状态，对用户来说是不好的体验。

通过对用户行为序列的不断扩充，云音乐将用户的正向行为和负向行为进行了完整的刻画，从而更好地推荐歌曲/歌单。

5.2 歌曲属性

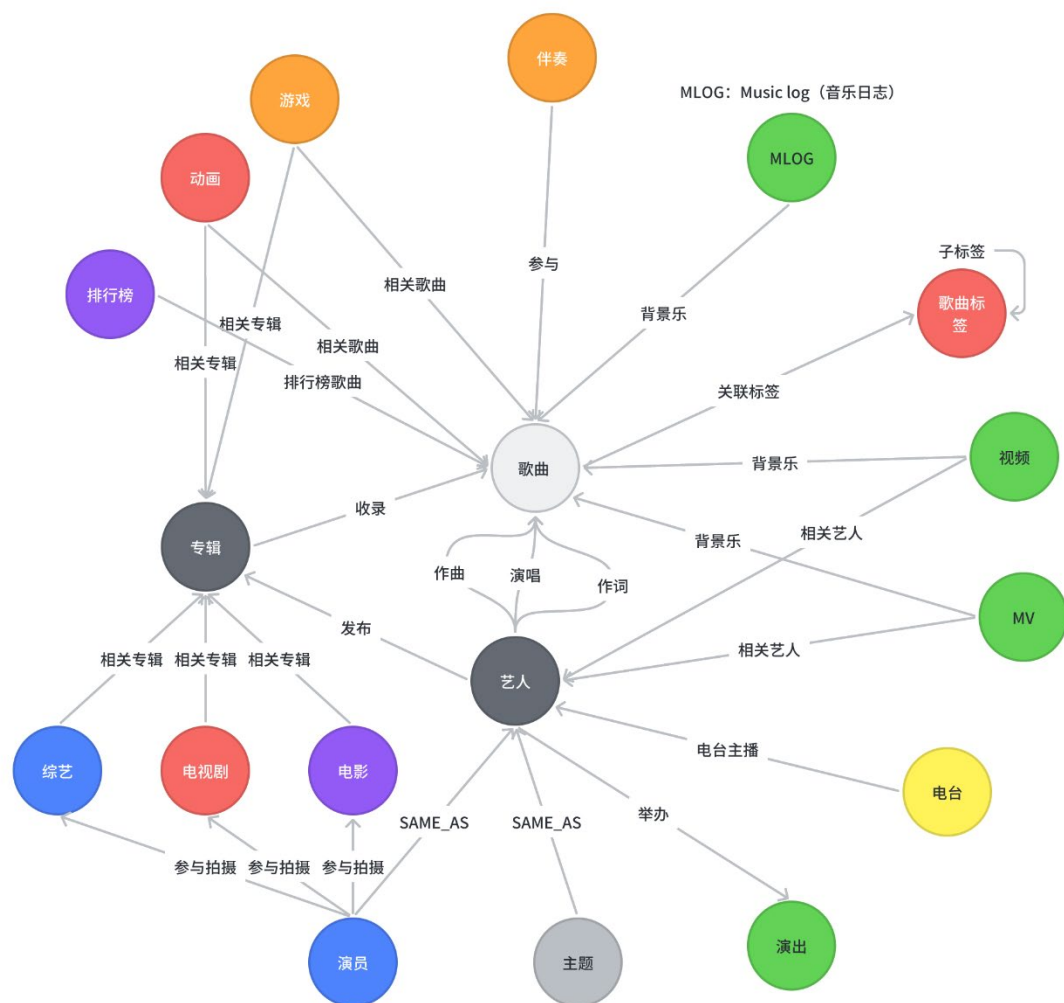
网易云音乐利用知识图谱的召回为用户推荐音乐。通过建立音乐数据 zhong 关系，将每条知识表示为一个主谓宾三元组。值得注意的是，网易云音乐的知识图谱涉及到的方面十分广泛，包括游戏、动画、综艺、电视剧、电影等。这些方面的信息，网易云音乐是很难直接从自己的平台上获得到的，所以还需要通过曲库内部和外部的信息挖掘，逐步的将整个音乐知识图谱建立起来，然后就可以得到不同实体之间一步、两步甚至多步的关系。

除了简单的一步关系，例如基于相同专辑、游戏、动画、排行榜、艺人等，网易云音

乐可以获得更多更细致的多步关系。比如：

- 两位艺人同时参与了某一个歌曲类综艺，那么这两位艺人就有了一个两步的关系
- 两位艺人都参与了某动画、电影、游戏的 OST 制作，那么这两位艺人就有了一个两步的关系

网易云音乐可以通过用户历史行为，关联到其他不同的实体歌曲，从而进行召回。而且音乐知识图谱中，不仅包含了歌曲这种实体。还包含视频、MV、MLOG 这些不同实体的信息，这些对于平台内部其他实体的推荐也提供了有力的支持。



5.3 协同过滤

5.3.1 基于用户的协同过滤算法

基于用户的协同过滤算法本质上是找到**相似用户**，然后将你未看过但相似用户已经看

过的推荐给你（即认为与你相似的用户看过的东西，你也会喜欢）。这种算法比较适用于用户的个性化需求比较低的场景，对于个性化需求高的场景，千人千面是比较难找到相似度较高的用户的。

基于用户的协同过滤算法大概流程如下：

1. 分析各个用户对 item 的评价（在网易云音乐里体现在是否听过音乐、对音乐是否点赞、听这首歌曲的时间等）；
2. 依据用户对 item 的评价计算得出所有用户之间的相似度；
3. 选出与当前用户最相似的 N 个用户；
4. 将这 N 个用户评价最高并且当前用户又没有浏览过的 item 推荐给当前用户。

计算相似度通常的方法有余弦相似度、Jaccard 相似度等不同算法。

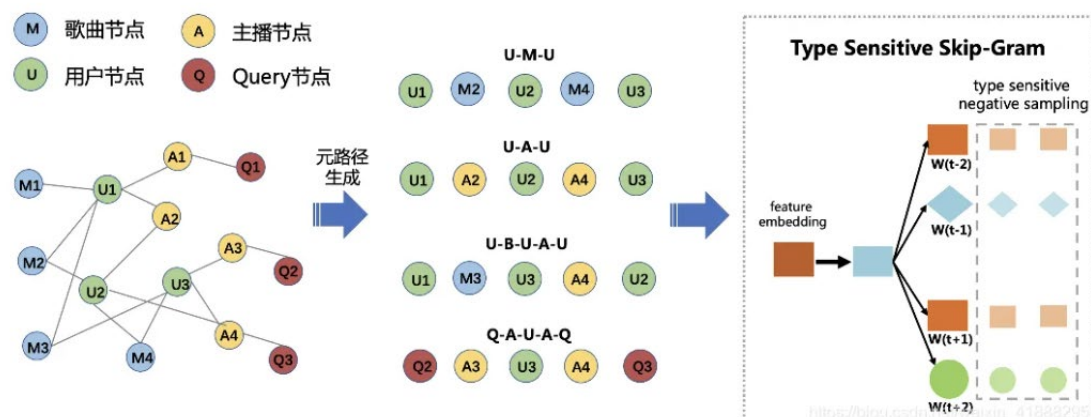
但该算法比较不适用于实时性强的领域，且容易遇到冷启动（即对于初始数据较少，用户没有过多操作，无法找到对应的相似用户）的问题。

5.3.2 基于物品的协同过滤算法

5.4 深度学习

5.4.1 基于分布式图学习 PGL 的推荐系统

一些复杂场景下的业务需求很难通过协同过滤等基于历史行为挖掘用户或产品相似性的传统算法来满足。图神经网络作为一种约束较少，及其灵活的数据表征方式，也逐渐开始应用于网易云音乐的推荐系统中。



网易云音乐的数据规模十分庞大，数据关系即是经过剪裁也高达亿级别以上，此等数据规模的数据对于某些开源的图神经网络框架来说需要使用及其昂贵的计算资源才能解决问题。PGL 实现在分布式的“瘦计算节点”上加速计算，解决了网易云音乐推荐系统的训练资源昂贵的问题。

5.4.2 解决推荐算法中的 EE 问题

EE (Exploitation, Exploration) 问题指的是，对用户比较确定的兴趣，要尽可能迎合用户的口味，但只对用户已知的兴趣入手，用户很快就会腻，要留住用户就要不算探索用户新的兴趣。比较常见的策略是采用强化学习方法中的 BANDIT 一类方法

有一个经典的 MAB 问题，有一个赌博机，一共有 k 个摇臂，玩家每次投一个游戏币后可以按一个摇臂，每个摇臂按下后都有可能吐出硬币作为奖励，但是每个摇臂吐出硬币的概率分布是未知的，玩家的目标是获得最大化的累积奖赏。MAB 中的每个摇臂都是一个选项，所以它其实是一个选择问题，如果想要获得最大化的累积奖赏，最好的办法就是试一试，但是不能盲目的去试，而是有策略的试一试，这些策略就是 bandit 算法。

Bandit 指的是一类算法，比较不同的 Bandit 算法之间的优劣，需要用到累计遗憾来衡量，计算公式如下

$$R_T = \sum_{i=1}^T (w_{opt} - w_{B(i)})$$

网易云使用了 Badit 算法来尝试用户确定的兴趣之外的推荐。

6 总结

本篇关于网易云音乐推荐算法的调研报告，首先我们通过对网易云音乐的推荐算法在真实平台内中的应用场景的分析，从用户的角度去感受推荐算法的应用场景。网易云音乐推荐的应用场景主要在：每日推荐、私人 FM、歌单推荐等。

随后，从业务转向技术，针对推荐的架构，我们从数据处理框架和推荐框架两个方向做了更加技术化的分析。

而后，我们从推荐算法实现的角度，从数据的收集和数据的处理（具体推荐算法）两个方向展开调研。网易云音乐主要从用户的消费行为、生产行为、用户个人资料、数据类别四个角度，多维度的收集用户的信息，并根据用户的行为数据建立不同的模型和处理算法。同样，网易云音乐也通过歌曲的信息和外部挖掘的其它信息构建了一个多维度多层次的知识图谱。在用户和歌曲已有信息的基础上，分析网易云音乐使用的协同过滤、深度学习等方法，具体的展现推荐算法的核心内容。

7 Reference

1. [「网易云音乐」歌单推荐算法：技术同学体验反推](#)
2. [基于物品的协同过滤算法](#)
3. [网易云音乐推荐中的用户行为序列深度建模](#)
4. [网易云音乐：基于分布式图学习 PGL 的推荐系统优化之路](#)