



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112231511 A

(43) 申请公布日 2021.01.15

(21) 申请号 202011124015.0

(22) 申请日 2020.10.20

(71) 申请人 腾讯音乐娱乐科技(深圳)有限公司

地址 518052 广东省深圳市前海深港合作区前湾一路1号A栋201室(入驻深圳市前海商务秘书有限公司)

(72) 发明人 夏志强 吴斌 雷兆恒

(74) 专利代理机构 深圳市深佳知识产权代理事务

所(普通合伙) 44285

代理人 陈彦如

(51) Int. Cl.

G06F 16/635 (2019.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

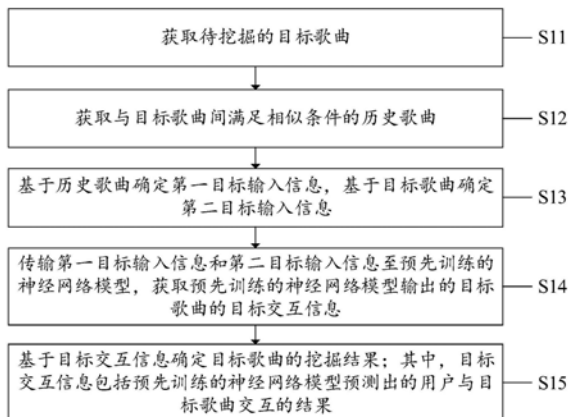
权利要求书3页 说明书17页 附图9页

(54) 发明名称

一种神经网络模型训练方法及歌曲挖掘方法、装置

(57) 摘要

本申请公开了一种歌曲挖掘方法、装置、设备及计算机可读存储介质,获取待挖掘的目标歌曲;获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;并传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果。由于目标交互信息为预先训练的神经网络模型预测出的用户与目标歌曲交互的信息,所以本申请实现了根据目标歌曲及与目标歌曲相似的历史歌曲来预测目标交互信息,且挖掘结果与用户对歌曲的实际需求相符,歌曲挖掘性能好。



1. 一种歌曲挖掘方法,其特征在于,包括:
 - 获取待挖掘的目标歌曲;
 - 获取与所述目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;
 - 基于所述历史歌曲确定第一目标输入信息,基于所述目标歌曲确定第二目标输入信息;
 - 传输所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取所述预先训练的神经网络模型输出的所述目标歌曲的目标交互信息;
 - 基于所述目标交互信息确定所述目标歌曲的挖掘结果;
 - 其中,所述目标交互信息用于表征用户与所述目标歌曲交互的结果。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述预先训练的神经网络模型基于所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息输出所述目标交互信息,包括:
 - 基于可学习的CNN网络结构对所述第一目标输入信息进行特征提取,得到第一目标CNN特征;
 - 基于所述可学习的CNN网络结构对所述第二目标输入信息进行特征提取,得到第二目标CNN特征;
 - 计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征间的相似度,并基于所述相似度确定所述目标交互信息。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征间的相似度,并基于所述相似度确定所述目标交互信息,包括:
 - 计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征的特征点积值;
 - 将所述点积值和所述第一目标CNN特征串联为长特征;
 - 基于所述长特征,通过全链接计算得到所述目标歌曲与所述历史歌曲中每首歌曲的所述相似度;
 - 将所述相似度作为所述历史歌曲中对应歌曲的特征权重值,基于所述特征权重值对所述第一目标CNN特征加权求和,得到所述历史歌曲的综合特征;
 - 将所述综合特征和所述第二目标CNN特征串联在一起,得到串联特征;
 - 通过全链接对所述串联特征进行分类,得到所述目标歌曲的所述目标交互信息。
4. 一种歌曲挖掘装置,其特征在于,包括:
 - 目标歌曲获取模块,用于获取待挖掘的目标歌曲;
 - 历史歌曲获取模块,用于获取与所述目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;
 - 目标输入信息获取模块,用于基于所述历史歌曲确定第一目标输入信息,基于所述目标歌曲确定第二目标输入信息;
 - 目标交互信息获取模块,用于传输所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取所述预先训练的神经网络模型输出的所述目标歌曲的目标交互信息;
 - 挖掘结果确定模块,用于基于所述目标交互信息确定所述目标歌曲的挖掘结果;
 - 其中,所述目标交互信息用于表征用户与所述目标歌曲交互的结果。
5. 一种神经网络模型的训练方法,其特征在于,包括:
 - 获取交互信息已知的样本歌曲;

在所述样本歌曲中划分出训练集；

在所述训练集中, 选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集；

基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息, 基于所述训练歌曲集确定第二训练输入信息；

将所述第一训练输入信息和所述第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入, 对所述初始的神经网络模型进行训练, 并将所述训练歌曲集的已知交互信息、所述初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数, 得到损失值；

判断所述损失值是否收敛, 若所述损失值不收敛, 则根据所述损失值对所述初始的神经网络模型的网络参数进行调整, 返回执行所述在所述训练集中, 选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤；若所述损失值收敛, 则完成对所述初始的神经网络模型的训练, 得到预先训练的神经网络模型。

6. 根据权利要求5所述的方法, 其特征在于, 所述得到预先训练的神经网络模型之后, 还包括：

在所述样本歌曲中划分出验证集；

基于所述验证集对所述预先训练的神经网络模型进行性能评估, 得到性能评估结果；

判断所述性能评估结果是否满足预设要求；

若所述性能评估结果满足所述预设要求, 则允许应用所述预先训练的神经网络模型；

若所述性能评估结果不满足所述预设要求, 则更改训练策略继续对所述预先训练的神经网络模型进行训练。

7. 根据权利要求6所述的方法, 其特征在于, 所述基于所述验证集对所述预先训练的神经网络模型进行性能评估, 得到性能评估结果, 包括：

在所述验证集中, 选取验证歌曲集及与所述验证歌曲集间满足所述相似条件的第二歌曲集；

基于所述第二歌曲集确定第一验证输入信息, 基于所述验证歌曲集确定第二验证输入信息；

将所述第一验证输入信息和所述第二验证输入信息作为所述预先训练的神经网络模型的输入, 获取所述预先训练的神经网络模型输出的预测交互信息；

基于所述预测交互信息及所述验证歌曲集的已知交互信息确定所述性能评估结果。

8. 根据权利要求5所述的方法, 其特征在于, 所述基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息, 基于所述训练集确定第二训练输入信息, 包括：

确定所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征, 将所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为所述第一训练输入信息；

确定所述训练集的目标梅尔频谱特征, 将所述训练集的目标梅尔频谱特征确定为所述第二训练输入信息。

9. 根据权利要求8所述的方法, 其特征在于, 所述歌曲的目标梅尔频谱特征的确定过程, 包括：

对所述歌曲的音频进行短时傅里叶变换, 得到短时傅里叶变换结果；

对所述短时傅里叶变换结果做梅尔频谱系数转换, 得到初始梅尔频谱特征；

对所述初始梅尔频谱特征进行截断,得到所述歌曲的目标梅尔频谱特征。

10. 一种神经网络模型的训练装置,其特征在于,包括:

样本歌曲获取模块,用于获取交互信息已知的样本歌曲;

训练集划分模块,用于在所述样本歌曲中划分出训练集;

第一歌曲集选取模块,用于在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集;

训练输入信息确定模块,用于基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于所述训练歌曲集确定第二训练输入信息;

损失值获取模块,用于将所述第一训练输入信息和所述第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对所述初始的神经网络模型进行训练,并将所述训练歌曲集的已知交互信息、所述初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值;

调整模块,用于判断所述损失值是否收敛,若所述损失值不收敛,则根据所述损失值对所述初始的神经网络模型的网络参数进行调整,提示所述第一歌曲集选取模块执行在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤;若所述损失值收敛,则完成对所述初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,以基于所述预先训练的神经网络模型进行歌曲挖掘。

一种神经网络模型训练方法及歌曲挖掘方法、装置

技术领域

[0001] 本申请涉及信息处理技术领域,更具体地说,涉及一种神经网络模型训练方法及歌曲挖掘方法、装置。

背景技术

[0002] 当前,随着通信技术的发展及音乐的普及,歌手出品的歌曲越来越多,用户所能浏览的歌曲也越来越多,而用户的精力有限,难以在众多歌曲中找到自身需求的歌曲。为此,需要对歌曲进行挖掘,以得到满足用户需求的歌曲,比如可以建立歌曲价值指标,借助深度学习方法,基于歌曲价值指标来挖掘出满足用户需求的歌曲等。然而,上述方案需要人工定义歌曲价值指标,最后挖掘出的歌曲可能并非符合用户需求的歌曲,歌曲挖掘性能较差。

[0003] 综上所述,如何提高歌曲挖掘的性能是目前本领域技术人员亟待解决的问题。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种神经网络模型训练方法及歌曲挖掘方法、装置、设备及计算机可读存储介质,能够有效提高歌曲挖掘的性能。其具体方案如下:

[0005] 第一方面,本申请公开了一种歌曲挖掘方法,包括:

[0006] 获取待挖掘的目标歌曲;

[0007] 获取与所述目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;

[0008] 基于所述历史歌曲确定第一目标输入信息,基于所述目标歌曲确定第二目标输入信息;

[0009] 传输所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取所述预先训练的神经网络模型输出的所述目标歌曲的目标交互信息;

[0010] 基于所述目标交互信息确定所述目标歌曲的挖掘结果;

[0011] 其中,所述目标交互信息用于表征用户与所述目标歌曲交互的结果。

[0012] 可选的,所述预先训练的神经网络模型基于所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息输出所述目标交互信息,包括:

[0013] 基于可学习的CNN网络结构对所述第一目标输入信息进行特征提取,得到第一目标CNN特征;

[0014] 基于所述可学习的CNN网络结构对所述第二目标输入信息进行特征提取,得到第二目标CNN特征;

[0015] 计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征间的相似度,并基于所述相似度确定所述目标交互信息。

[0016] 可选的,所述计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征间的相似度,并基于所述相似度确定所述目标交互信息,包括:

[0017] 计算所述第一目标CNN特征与所述第二目标CNN特征的特征点积值;

[0018] 将所述点积值和所述第一目标CNN特征串联为长特征;

- [0019] 基于所述长特征,通过全链接计算得到所述目标歌曲与所述历史歌曲中每首歌曲的所述相似度;
- [0020] 将所述相似度作为所述历史歌曲中对应歌曲的特征权重值,基于所述特征权重值对所述第一目标CNN特征加权求和,得到所述历史歌曲的综合特征;
- [0021] 将所述综合特征和所述第二目标CNN特征串联在一起,得到串联特征;
- [0022] 通过全链接对所述串联特征进行分类,得到所述目标歌曲的所述目标交互信息。
- [0023] 第二方面,本申请公开了一种歌曲挖掘装置,包括:
- [0024] 目标歌曲获取模块,用于获取待挖掘的目标歌曲;
- [0025] 历史歌曲获取模块,用于获取与所述目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;
- [0026] 目标输入信息获取模块,用于基于所述历史歌曲确定第一目标输入信息,基于所述目标歌曲确定第二目标输入信息;
- [0027] 目标交互信息获取模块,用于传输所述第一目标输入信息和所述第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取所述预先训练的神经网络模型输出的所述目标歌曲的目标交互信息;
- [0028] 挖掘结果确定模块,用于基于所述目标交互信息确定所述目标歌曲的挖掘结果;
- [0029] 其中,所述目标交互信息用于表征用户与所述目标歌曲交互的结果。
- [0030] 第三方面,本申请公开了一种神经网络模型的训练方法,包括:
- [0031] 获取交互信息已知的样本歌曲;
- [0032] 在所述样本歌曲中划分出训练集;
- [0033] 在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集;
- [0034] 基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于所述训练歌曲集确定第二训练输入信息;
- [0035] 将所述第一训练输入信息和所述第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对所述初始的神经网络模型进行训练,并将所述训练歌曲集的已知交互信息、所述初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值;
- [0036] 判断所述损失值是否收敛,若所述损失值不收敛,则根据所述损失值对所述初始的神经网络模型的网络参数进行调整,返回执行所述在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤;若所述损失值收敛,则完成对所述初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,以基于所述预先训练的神经网络模型进行歌曲挖掘。
- [0037] 可选的,所述得到预先训练的神经网络模型之后,还包括:
- [0038] 在所述样本歌曲中划分出验证集;
- [0039] 基于所述验证集对所述预先训练的神经网络模型进行性能评估,得到性能评估结果;
- [0040] 判断所述性能评估结果是否满足预设要求;
- [0041] 若所述性能评估结果满足所述预设要求,则允许应用所述预先训练的神经网络模型;

[0042] 若所述性能评估结果不满足所述预设要求,则更改训练策略继续对所述预先训练的神经网络模型进行训练。

[0043] 可选的,所述基于所述验证集对所述预先训练的神经网络模型进行性能评估,得到性能评估结果,包括:

[0044] 在所述验证集中,选取验证歌曲集及与所述验证歌曲集间满足所述相似条件的第二歌曲集;

[0045] 基于所述第二歌曲集确定第一验证输入信息,基于所述验证歌曲集确定第二验证输入信息;

[0046] 将所述第一验证输入信息和所述第二验证输入信息作为所述预先训练的神经网络模型的输入,获取所述预先训练的神经网络模型输出的预测交互信息;

[0047] 基于所述预测交互信息及所述验证歌曲集的已知交互信息确定所述性能评估结果。

[0048] 可选的,所述基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于所述训练集确定第二训练输入信息,包括:

[0049] 确定所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征,将所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为所述第一训练输入信息;

[0050] 确定所述训练集的目标梅尔频谱特征,将所述训练集的目标梅尔频谱特征确定为所述第二训练输入信息。

[0051] 可选的,所述歌曲的目标梅尔频谱特征的确定过程,包括:

[0052] 对所述歌曲的音频进行短时傅里叶变换,得到短时傅里叶变换结果;

[0053] 对所述短时傅里叶变换结果做梅尔频谱系数转换,得到初始梅尔频谱特征;

[0054] 对所述初始梅尔频谱特征进行截断,得到所述歌曲的目标梅尔频谱特征。

[0055] 第四方面,本申请提供了一种神经网络模型的训练装置,包括:

[0056] 样本歌曲获取模块,用于获取交互信息已知的样本歌曲;

[0057] 训练集划分模块,用于在所述样本歌曲中划分出训练集;

[0058] 第一歌曲集选取模块,用于在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集;

[0059] 训练输入信息确定模块,用于基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于所述训练歌曲集确定第二训练输入信息;

[0060] 损失值获取模块,用于将所述第一训练输入信息和所述第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对所述初始的神经网络模型进行训练,并将所述训练歌曲集的已知交互信息、所述初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值;

[0061] 调整模块,用于判断所述损失值是否收敛,若所述损失值不收敛,则根据所述损失值对所述初始的神经网络模型的网络参数进行调整,提示所述第一歌曲集选取模块执行在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤;若所述损失值收敛,则完成对所述初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,以基于所述预先训练的神经网络模型进行歌曲挖掘。

[0062] 第五方面,本申请公开了一种电子设备,包括:

[0063] 存储器,用于保存计算机程序;

[0064] 处理器,用于执行所述计算机程序,以实现如上任一所述的神经网络模型的训练方法或歌曲挖掘方法。

[0065] 第六方面,本申请公开了一种计算机可读存储介质,用于保存计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如上任一所述的神经网络模型的训练方法或歌曲挖掘方法。

[0066] 本申请提供一种歌曲挖掘方法,先获取待挖掘的目标歌曲;获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;然后基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;并传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;最后基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果。由于目标交互信息为预先训练的神经网络模型预测出的用户与目标歌曲交互的信息,所以本申请实现了根据目标歌曲及与目标歌曲相似的历史歌曲来预测目标交互信息,在此过程中无需人工定义歌曲价值指标,且由于挖掘结果与目标交互信息相适应,而目标交互信息反映了用户对目标歌曲的需求,所以挖掘结果与用户对歌曲的实际需求相符,歌曲挖掘性能好。本申请提供一种歌曲挖掘装置、电子设备及计算机可读存储介质也解决了相应技术问题。

附图说明

[0067] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据提供的附图获得其他的附图。

[0068] 图1为本申请提供的歌曲挖掘方案所适用的系统框架示意图;

[0069] 图2为本申请实施例提供一种歌曲挖掘方法流程图;

[0070] 图3为本申请中神经网络模型的训练流程图;

[0071] 图4为本申请中神经网络模型的另一训练流程图;

[0072] 图5为本申请中目标梅尔频谱特征的确定流程图;

[0073] 图6为本申请中神经网络模型确定目标交互信息的流程图;

[0074] 图7为神经网络模型的一种部署示意图;

[0075] 图8为本申请提供一种歌曲挖掘装置结构示意图;

[0076] 图9为本申请提供一种神经网络模型的训练装置结构示意图;

[0077] 图10是根据一示例性实施例示出的电子设备20结构图。

具体实施方式

[0078] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0079] 当前,随着通信技术的发展及音乐的普及,歌手出品的歌曲越来越多,用户所能浏览的歌曲也越来越多,而用户的精力有限,难以在众多歌曲中找到用户自身需求的歌曲。为

此,需要对歌曲进行挖掘,以得到满足用户需求的歌曲,比如可以建立歌曲价值指标,借助深度学习方法,基于歌曲价值指标来挖掘出用户喜欢的歌曲等。然而,上述方案需要人工定义歌曲价值指标,而人工定义的歌曲价值指标容易偏离用户对歌曲的真实需求,比如人工按照歌曲优质程度来定义歌曲价值指标的,虽然可以挖掘出优质或者差的歌曲,但最后挖掘出的歌曲可能并非用户需求的歌曲,挖掘准确性较差。为了克服上述技术问题,本申请提供了一种歌曲挖掘方案,能够提高歌曲挖掘方法的准确性。

[0080] 本申请的歌曲挖掘方案中,采用的系统框架具体可以参见图1所示,具体可以包括:后台服务器01和与后台服务器01建立通信连接的若干数量的用户端02。

[0081] 本申请中,后台服务器01用于执行歌曲挖掘方法步骤,包括获取待挖掘的目标歌曲;获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果;其中,目标交互信息用于表征用户与目标歌曲交互的结果。

[0082] 进一步的,后台服务器01中还可以设有目标歌曲数据库、历史歌曲数据库、目标交互信息数据库以及挖掘结果数据库。其中,目标歌曲数据库用于保存所需进行挖掘的目标歌曲,历史歌曲数据库用于保存交互信息已知的歌曲,目标交互信息数据库用于保存预先训练的神经网络模型输出的交互信息,挖掘结果数据库用于保存最终得到的挖掘结果。可以理解的是,经过本申请的歌曲挖掘方案对目标歌曲挖掘完毕后,可以将目标歌曲由目标歌曲数据库转存入历史歌曲数据库,以便后续将目标歌曲作为历史歌曲来对新的目标歌曲进行挖掘。

[0083] 当然,本申请也可以将上述目标歌曲数据库等数据库设置在第三方的业务服务器中,通过上述业务服务器可以专门收集业务端上传的数据。如此一来,当后台服务器01需要使用相应数据时,可以通过向上述业务服务器发起相应的数据调用请求的方式来获取相应的数据,比如通过向上述业务服务器发送历史歌曲调用请求来获取历史歌曲。

[0084] 本申请中,后台服务器01可以对一个或多个用户端02的歌曲挖掘请求进行响应,可以理解的是,本申请不同的用户端02所发起的歌曲挖掘请求,可以是针对同一个歌曲发起的点播请求,也可以是针对不同歌曲发起的点播请求。

[0085] 图2为本申请实施例提供的一种歌曲挖掘方法流程图。参见图2所示,该歌曲挖掘方法包括:

[0086] 步骤S11:获取待挖掘的目标歌曲。

[0087] 本实施例中,目标歌曲指的是交互信息未知的歌曲,其可以是歌手新发出的歌曲,也可以是歌手已发出但并未被用户或很少被用户听的歌曲等。

[0088] 可以理解的是,由于目标歌曲的交互信息未知,所以无法确定目标歌曲是否满足用户需求,如果不对目标歌曲进行挖掘的话,一方面容易错过满足用户需求的歌曲,另一方面容易降低歌曲的价值,所以本申请中需获取待挖掘的目标歌曲,并对目标歌曲进行挖掘。

[0089] 应当指出,歌曲的交互信息用于表征用户与歌曲交互的结果,比如交互信息可以为歌曲热度信息、用户播放歌曲的时刻等,其类型可以根据实际需要确定。此外,可以降低歌曲的音频数据量来保证歌曲挖掘方法的运行效率,也即目标歌曲等歌曲的格式可以为

MP3 (Moving Picture Experts Group Audio Layer III, 动态影像专家压缩标准音频层面3) 等。

[0090] 步骤S12: 获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲。

[0091] 本实施例中, 在获取待挖掘的目标歌曲之后, 并不是直接或通过深度学习方法来确定目标歌曲的歌曲价值特征, 而是需要先获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲, 由于相似条件用于判断历史歌曲是否与目标歌曲相似, 且历史歌曲为交互信息已知的歌曲, 所以本申请获取的是与目标歌曲相似且交互信息已知的历史歌曲, 这样后续可以借助与目标歌曲相似的历史歌曲来预测目标歌曲的目标交互信息。

[0092] 应当指出, 判断历史歌曲是否与目标歌曲相似的相似条件可以根据实际需要确定, 比如相似条件可以为语言相似条件、流派相似条件、歌手相似条件、年代相似条件等中的一种或多种。

[0093] 步骤S13: 基于历史歌曲确定第一目标输入信息, 基于目标歌曲确定第二目标输入信息。

[0094] 步骤S14: 传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型, 获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息。

[0095] 本实施例中, 由于无人工定义的歌曲价值指标, 所以无需提取歌曲中的特定价值指标信息, 那么本申请可以借助神经网络模型来预测目标歌曲的目标交互信息, 比如在获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲之后, 基于历史歌曲确定第一目标输入信息, 基于目标歌曲确定第二目标输入信息, 传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型, 并获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息。第一目标输入信息和第二目标输入信息为神经网络模型对目标歌曲进行交互信息预测时的输入信息, 第一目标输入信息也即与历史歌曲对应的歌曲输入信息, 第一目标输入信息可以直接为历史歌曲本身, 也可以为对历史歌曲进行特征提取后得到的相应歌曲特征等; 第二目标输入信息也即与目标歌曲对应的歌曲输入信息, 第二目标输入信息可以直接为目标歌曲本身, 也可以为对目标歌曲进行特征提取后得到的相应歌曲特征等; 本申请在此不做具体限定。

[0096] 应当指出, 由于历史歌曲的交互信息已知, 所以本申请基于历史歌曲确定第一目标输入信息, 且将第一目标输入信息传输给预先训练的神经网络模型的话, 可以借助历史歌曲的交互信息对目标歌曲的目标交互信息进行约束, 可以保证目标交互信息的真实性。

[0097] 步骤S15: 基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果; 其中, 目标交互信息包括预先训练的神经网络模型预测出的用户与目标歌曲交互的结果。

[0098] 本实施例中, 在借助预先训练的神经网络模型得到目标交互信息之后, 也只是获得了预测的用户与目标歌曲交互的信息, 此时还无法确定对目标歌曲的挖掘结果, 所以在获取目标交互信息之后, 还需要基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果, 具体的, 可以直接将目标交互信息作为挖掘结果, 也可以对目标交互信息进行延伸以得到挖掘结果, 比如根据目标交互信息确定歌曲的相应等级, 将该等级作为挖掘结果等, 在此过程中, 可以根据预先训练的神经网络模型输出的交互信息的具体值及歌曲的等级定义, 来确定目标交互信息与歌曲相应等级间的对应关系, 后续借助该对应关系来确定目标交互信息对应的相应等级等。

[0099] 应当指出,本申请中挖掘结果的类型可以根据本申请所应用的场景及交互信息的类型来确定,比如本申请提供的歌曲挖掘方法应用于热歌挖掘场景的话,可以将交互信息的类型限定为歌曲热度信息,且歌曲热度信息的类型可以为歌曲完播率、歌曲播放量、歌曲点击量、歌曲转发量等,在此过程中,在得到目标歌曲热度信息之后,可以直接将目标歌曲热度信息作为挖掘结果,也可以根据目标歌曲热度信息判断目标歌曲的热门等级,将该热门等级作为目标歌曲的挖掘结果等。此外,在此场景下,还可以根据挖掘结果进一步对目标歌曲的推广方式或者目标歌曲的相应签约信息进行设定,比如挖掘结果表征目标歌曲的热门等级较高,则可以以头条歌曲的方式或者优质歌曲的名义推广目标歌曲,且加大对目标歌曲的推广力度,还可以对目标歌曲进行签约、对目标歌曲的作者进行签约、邀请目标歌曲的作者入驻音乐平台等。

[0100] 而在本申请提供的歌曲挖掘方法应用于为用户推荐不同时间段播放的歌曲的场景的话,可以将交互信息的类型限定为用户播放歌曲的时刻,在此过程中,可以直接将得到的用户播放目标歌曲的时刻确定为挖掘结果,也可以将用户播放目标歌曲的时刻与用户平常听歌的时间段进行比较来确定挖掘结果,比如预测的用户播放目标歌曲的时刻为下午5点,而用户平常在晚上6点听歌,则可以将表征目标歌曲的播放时刻为晚上6点的信息确定为挖掘结果,在此场景下,用户后续在晚上6点听歌的话,便会听到目标歌曲,丰富用户的听歌体验性。

[0101] 此外,还需说明的是,本申请提供的歌曲挖掘方法所服务的用户可以为单体用户,也可以为群体用户等,本申请在此不做具体限定。

[0102] 本申请提供的一种歌曲挖掘方法,先获取待挖掘的目标歌曲;获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;然后基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;并传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;最后基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果。由于目标交互信息为预先训练的神经网络模型预测出的用户与目标歌曲交互的信息,所以本申请实现了根据目标歌曲及与目标歌曲相似的历史歌曲来预测目标交互信息,在此过程中无需人工定义歌曲价值指标,且由于挖掘结果与目标交互信息相适应,而目标交互信息反映了用户对目标歌曲的需求,所以挖掘结果与用户对歌曲的实际需求相符,歌曲挖掘性能好。

[0103] 图3为本申请中神经网络模型的训练流程图。

[0104] 本申请实施例提供的一种歌曲挖掘方法中,在传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型之前,还可以对神经网络模型进行训练,训练过程可以包括:

[0105] 步骤S201:获取交互信息已知的样本歌曲。

[0106] 本实施例中,在对神经网络模型进行训练的过程中,可以先获取交互信息已知的样本歌曲,以便后续借助样本歌曲对神经网络模型进行训练。

[0107] 可以理解的是,具体应用场景中,在获取交互信息已知的样本歌曲的过程中,可以先搜集用户与歌曲的交互记录,比如通过音乐软件搜集相应的歌曲交互记录,再根据用户与歌曲的交互记录确定样本歌曲及样本歌曲的交互信息等,在此过程中,可以将音乐软件中用户播放过的歌曲作为样本歌曲,将用户与样本歌曲的交互记录转换为相应的交互信

息,比如用户与样本歌曲的交互记录为用户播放了三次样本歌曲,则该样本歌曲的交互信息便可以为播放次数为三等,再比如用户与样本歌曲的交互记录为用户在早上8点开始播放样本歌曲,则该样本歌曲的交互信息可以为播放时刻为早上8点等。应当指出,样本歌曲的信息可以根据实际需要确定,比如样本歌曲可以包括歌曲ID、歌曲信息、歌手信息等,交互信息的类型也可以根据实际需要确定,比如交互信息可以为歌曲热度信息、用户播放歌曲的时刻等。

[0108] 步骤S202:在样本歌曲中划分出训练集。

[0109] 本实施例中,在获取交互信息已知的样本歌曲之后,便可以在样本歌曲中划分出训练集,因为训练集是在样本歌曲中划分得到的,所以训练集的交互信息也已知,这样后续可以应用训练集来对初始的神经网络模型进行训练。

[0110] 步骤S203:在训练集中,选取出训练歌曲集及与训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集。

[0111] 本实施例中,因为神经网络模型输出目标交互信息的过程中,需要与目标歌曲相似的历史歌曲的参与,且需要历史歌曲的交互信息对目标歌曲的交互信息进行约束,所以在神经网络模型的训练过程中,需要确定与训练歌曲集相似的歌曲集,也即在样本歌曲中划分出训练集之后,可以在训练集中,选取出训练歌曲集及与训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集,因为第一歌曲集也是由训练集划分得到的,所以第一歌曲集的交互信息也已知,这样后续可以借助第一歌曲集来配合训练歌曲集对神经网络模型进行训练。

[0112] 应当指出,样本歌曲、训练歌曲集和第一歌曲集的数量可以根据实际需要确定,本申请在此不做具体限定。比如可以将样本歌曲中80%的歌曲作为训练集;再在训练集中,每次选取256首歌曲作为训练歌曲集,每次选取5000首训练歌曲集之外的歌曲作为第一歌曲集等。

[0113] 步骤S204:基于第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于训练歌曲集确定第二训练输入信息。

[0114] 步骤S205:将第一训练输入信息和第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对初始的神经网络模型进行训练,并将训练歌曲集的已知交互信息、初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值。

[0115] 本实施例中,在确定训练歌曲集及第一歌曲集之后,便可以基于第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于训练歌曲集确定第二训练输入信息,并将第一训练输入信息和第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对初始的神经网络模型进行训练,并将训练歌曲集的已知交互信息、初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值,以便后续根据损失值调整初始的神经网络模型的网络参数。

[0116] 应当指出,第一训练输入信息和第二训练输入信息为对神经网络模型进行训练时的输入信息;第一训练输入信息也即与第一歌曲集对应的歌曲输入信息,第一训练输入信息可以直接为第一歌曲集本身,也可以为对第一歌曲集进行特征提取后得到的相应歌曲特征等;第二训练输入信息也即与训练歌曲集对应的歌曲输入信息,第二训练输入信息可以直接为训练歌曲集本身,也可以为对训练歌曲集进行特征提取后得到的相应歌曲特征等;本申请在此不做具体限定。此外,损失函数的类型可以根据实际需要确定,比如损失函数可

以为L2损失函数、PairwiseLoss损失函数、交叉熵损失函数等。

[0117] 步骤S206:判断损失值是否收敛,若损失值不收敛,则执行步骤S207;若损失值收敛,则执行步骤S208。

[0118] 步骤S207:根据损失值来对初始的神经网络模型的网络参数进行调整,返回步骤S203。

[0119] 步骤S208:完成对初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型。

[0120] 本实施例中,在得到损失值之后,需要通过判断损失值是否收敛来判断是否完成对初始的神经网络模型的训练,若损失值不收敛,则表明初始的神经网络模型未达到训练标准,此时需要根据损失值来对初始的神经网络模型的网络参数进行调整,并返回执行步骤S203,以便开始对初始的神经网络模型的再一轮训练过程,应当指出,再次执行步骤S203时所选择的训练歌曲集可以与之前选择的训练歌曲集不同,以便达到新的训练效果;若损失值收敛,则表明初始的神经网络模型已达到训练标准,此时便可以得到预先训练的神经网络模型

[0121] 应当指出,本申请中所应用的神经网络模型的类型可以根据实际需要确定,比如神经网络模型可以为卷积神经网络、递归神经网络、Transformer等。

[0122] 可见,本实施例中,通过交互信息、训练歌曲集及训练歌曲集相似的第一歌曲集来对初始的神经网络模型进行训练,进而可以快速得到预先训练的神经网络模型,且训练过程中无需人工定义歌曲价值指标,避免了因人工定义导致挖掘结果不符合用户需求的情况。

[0123] 图4为本申请中神经网络模型的另一训练流程图。

[0124] 本申请实施例提供的一种歌曲挖掘方法中,在传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型之前,还可以对神经网络模型进行训练,训练过程可以包括:

[0125] 步骤S201:获取交互信息已知的样本歌曲。

[0126] 步骤S202:在样本歌曲中划分出训练集。

[0127] 步骤S203:在训练集中,选取出训练歌曲集及与训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集。

[0128] 步骤S204:基于第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于训练歌曲集确定第二训练输入信息。

[0129] 步骤S205:将第一训练输入信息和第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对初始的神经网络模型进行训练,并将训练歌曲集的已知交互信息、初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值。

[0130] 步骤S206:判断损失值是否收敛,若损失值不收敛,则执行步骤S207;若损失值收敛,则执行步骤S208。

[0131] 步骤S207:根据损失值来对初始的神经网络模型的网络参数进行调整,返回步骤S203。

[0132] 步骤S208:完成对初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,执行步骤S209。

[0133] 步骤S209:在样本歌曲中划分出验证集,用验证集对预先训练的神经网络模型进

行性能评估,若性能评估结果满足预设要求,则允许应用预先训练的神经网络模型,若性能评估结果不满足预设要求,则更改训练策略继续对神经网络模型进行训练以得到允许的预先训练的神经网络模型。

[0134] 本实施例中,在对神经网络模型进行训练的过程中,应用训练集、第一歌曲集、训练歌曲集的交互信息对初始的神经网络模型进行训练后,可能直接得到满足要求的神经网络模型,也可能得不到满足要求的神经网络模型,此时需要对应用训练集、第一歌曲集、训练歌曲集的交互信息训练得到的训练后的神经网络模型进行验证、调整,以得到满足要求的预先训练的神经网络模型。在此过程中,为了便于操作,可以直接在样本歌曲中划分出验证集,应当指出,验证集与训练集应为不同的歌曲集合,也即验证集和训练集中不存在重合的歌曲。

[0135] 实际应用中,在用验证集对预先训练的神经网络模型进行性能评估的过程中,可以先在验证集中,选取验证歌曲集及与验证歌曲集间满足相似条件的第二歌曲集;基于第二歌曲集确定第一验证输入信息,基于验证歌曲集确定第二验证输入信息;将第一验证输入信息和第二验证输入信息作为训练后的神经网络模型的输入,获取训练后的神经网络模型输出的预测交互信息;基于预测交互信息及验证歌曲集的已知交互信息确定性能评估结果。

[0136] 应当指出,验证集的数量、在验证集中选取的验证歌曲集及第二歌曲集的歌曲数量可以根据实际需要确定,比如可以将样本歌曲中剩余的20%作为验证集;在验证集中,每次选取256首歌曲作为验证歌曲集,选取5000首歌曲作为第二歌曲集等。此外,第一验证输入信息和第二验证输入信息为对神经网络模型进行验证时的输入信息;第一验证输入信息也即与第二歌曲集对应的歌曲输入信息,第一验证输入信息可以直接为第二歌曲集本身,也可以为对第二歌曲集进行特征提取后得到的相应歌曲特征等;第二验证输入信息也即与验证歌曲集对应的歌曲输入信息,第二验证输入信息可以直接为验证歌曲集本身,也可以为对验证歌曲集进行特征提取后得到的相应歌曲特征等;本申请在此不做具体限定。再者,如果训练后的神经网络模型满足要求的话,预测交互信息与验证歌曲集的已知交互信息间的差距不会过大,所以可以基于预测交互信息和验证歌曲集的已知交互信息对训练后的神经网络模型进行性能评估,此时,预设要求可以为预测交互信息与验证歌曲集的已知交互信息间的差距在预设范围内等。

[0137] 可见,本实施例中只需在样本歌曲中划分出训练集和验证集,便可以借助训练集和验证集完成对神经网络模型的训练和调整,快速得到满足要求的预先训练的神经网络模型,加快神经网络模型的训练效率,进而加快歌曲挖掘效率。

[0138] 本申请实施例提供的一种歌曲挖掘方法中,虽然可以直接将相应歌曲作为神经网络模型的输入信息,但由于歌曲本身数据量较大,会加大神经网络模型的运行负担,为了避免此种情况,可以对相应歌曲的歌曲信息进行提取,并将提取的歌曲信息作为神经网络模型的输入,且提取的歌曲信息可以为歌曲的相应梅尔频谱(Mel Spectrogram, Mel)特征,也即基于第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于训练歌曲集确定第二训练输入信息的过程,可以具体为确定第一歌曲集的目标梅尔频谱特征,将第一歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为第一训练输入信息;确定训练歌曲集的目标梅尔频谱特征,将训练歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为第二训练输入信息。相应的,后续需要将第二歌曲集的目标梅尔频谱特

征确定为第一验证输入信息,将验证歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为第二验证输入信息,将历史歌曲的目标梅尔频谱特征确定为第一目标输入信息,将目标歌曲的目标梅尔频谱特征确定为第二目标输入信息。

[0139] 图5为本申请中目标梅尔频谱特征的确定流程图。

[0140] 本申请实施例提供的歌曲挖掘方法中,歌曲的目标梅尔频谱特征的确定过程,可以包括以下步骤:

[0141] 步骤S31:对歌曲的音频进行短时傅里叶变换,得到短时傅里叶变换结果。

[0142] 本实施例中,在确定歌曲目标梅尔频谱特征的过程中,可以先对歌曲的音频进行短时傅里叶变化,得到短时傅里叶变化结果,短时傅里叶变化过程可以根据实际需要确定,比如短时傅里叶变换的时间窗口参数 W_1 可以为1024,尺寸可以为 R^{T*F} 等,其中,R表示实数,T表示时间,F表示频域;且短时傅里叶变化结果的样式可以根据实际需要确定。

[0143] 步骤S32:对短时傅里叶变换结果做梅尔频谱系数转换,得到初始梅尔频谱特征。

[0144] 本实施例中,如果直接将短时傅里叶变化结果作为神经网络模型的输入的话,还是会使得神经网络模型的输入信息较大,为了进一步缩减神经网络模型输入信息的数据量,在得到短时傅里叶变换结果之后,还可以对短时傅里叶变换结果做梅尔频谱系数转换,得到初始梅尔频谱特征,且初始梅尔频谱特征的结构可以为 R^{T*F} ,其中,R表示实数,T表示时间,F表示频域。

[0145] 步骤S33:对初始梅尔频谱特征进行截断,得到歌曲的目标梅尔频谱特征。

[0146] 本实施例中,如果直接将初始梅尔频谱特征作为神经网络模型的输入信息的话,由于初始梅尔频谱特征中可能携带无效信息,且初始梅尔频谱特征的数据量可能较大,因此为了进一步缩减神经网络模型输入信息的数据量,可以对初始梅尔频谱特征进行截断,得到歌曲的目标梅尔频谱特征,将目标梅尔频谱特征作为神经网络模型的输入信息。

[0147] 应当指出,对初始梅尔频谱特征进行截断指的是依据时间信息对初始梅尔频谱特征进行截断,比如初始梅尔频谱特征的时间长度为3分钟,而所需的目标梅尔频谱特征的时间长度为2分钟,则可以在初始梅尔频谱特征的2分钟处对其进行截断,得到目标梅尔频谱特征,此时目标梅尔频谱特征为 R^{5167*F} 。

[0148] 可见,本实施例中,通过确定歌曲的目标梅尔频谱特征,并将歌曲的目标梅尔频谱特征作为神经网络模型的输入信息,可以减轻神经网络模型输入信息的数据量,加快神经网络模型的运行效率,进而提高歌曲挖掘的效率。

[0149] 本申请实施例提供的歌曲挖掘方法中,预先训练的神经网络模型基于第一目标输入信息和第二目标输入信息输出目标交互信息的过程,可以具体为:基于可学习的CNN(Convolutional Neural Networks,卷积神经网络)网络结构对第一目标输入信息进行特征提取,得到第一目标CNN特征;基于可学习的CNN网络结构对第二目标输入信息进行特征提取,得到第二目标CNN特征;计算第一目标CNN特征与第二目标CNN特征间的相似度,并基于相似度确定目标交互信息。

[0150] 也即本实施例中,神经网络模型可以提取历史歌曲的CNN特征、目标歌曲的CNN特征,并根据目标歌曲的CNN特征与历史歌曲的CNN特征间的相似度确定目标交互信息,进一步增强历史歌曲对目标交互信息的约束,由于历史歌曲的交互信息已知,为真实的交互信息,所以可以使得目标交互信息更加真实。

[0151] 应当指出,因为可学习的CNN网络结构无需人工定义相似的标准、程度计算方法,可学习的CNN网络结构输出的CNN特征全靠网络结构自动学习,且优质的歌曲存在相似性,质量差的歌曲也有共性,所以本实施例通过可学习的CNN网络结构可以在无需人工定义的情况下输出表征歌曲共性的CNN特征,便于后续神经网络模型基于CNN特征预测交互信息;也即可学习的CNN网络结构输出的CNN特征中携带用于预测交互信息的特征,且可以借助CNN特征将歌曲转换为神经网络模型容易处理的数据类型,便于后续神经网络模型基于CNN特征对歌曲进行交互信息预测。此外,第一目标CNN特征也即历史歌曲的CNN特征,第二目标CNN特征也即目标歌曲的CNN特征,且可学习的CNN网络结构可以作为神经网络模型的一部分。

[0152] 图6为本申请中神经网络模型确定目标交互信息的流程图。

[0153] 本申请实施例提供的歌曲挖掘方法中,神经网络模型确定目标交互信息的过程,可以包括以下步骤:

[0154] 步骤S41:基于可学习的CNN网络结构对第一目标输入信息进行特征提取,得到第一目标CNN特征。

[0155] 步骤S42:基于可学习的CNN网络结构对第二目标输入信息进行特征提取,得到第二目标CNN特征。

[0156] 本实施例中,神经网络模型可以先基于可学习的CNN网络结构对第一目标输入信息进行特征提取、对第二目标输入信息进行特征提取,得到相应的CNN特征,以便后续根据目标歌曲的CNN特征及历史歌曲的CNN特征确定目标交互信息。

[0157] 步骤S43:计算第一目标CNN特征与第二目标CNN特征点积值。

[0158] 步骤S44:将点积值和第一目标CNN特征串联为长特征。

[0159] 步骤S45:基于长特征,通过全链接计算得到目标歌曲与历史歌曲中每首歌曲的相似度。

[0160] 本实施例中,为了快速计算相似度值,神经网络模型可以计算第一目标CNN特征与第二目标CNN特征点积值,将点积值和第一目标CNN特征串联为长特征,再基于长特征,通过全链接计算得到目标歌曲与历史歌曲中每首歌曲的相似度。相应的,神经网络模型中需搭建连接层和全链接层,当然,还可以根据实际需要神经网络模型的结构进行丰富,比如神经网络模型中还可以包括attention、softmax等。

[0161] 应当指出,相似度的计算方式可以根据实际需要确定,比如可以通过余弦距离、L1距离、L2距离等确定相似度。

[0162] 步骤S46:将相似度作为历史歌曲中对应歌曲的特征权重值,基于特征权重值对第一目标CNN特征加权求和,得到历史歌曲的综合特征。

[0163] 步骤S47:将综合特征和第二目标CNN特征串联在一起,得到串联特征。

[0164] 步骤S48:通过全链接对串联特征进行分类,得到目标歌曲的目标交互信息。

[0165] 本实施例中,神经网络模型在基于相似度确定目标交互信息的过程中,可以将相似度作为历史歌曲中对应歌曲的特征权重值,基于特征权重值对第一目标CNN特征加权求和,得到历史歌曲的综合特征,将综合特征和第二目标CNN特征串联在一起,得到串联特征,通过全链接对串联特征进行分类,得到目标歌曲的目标交互信息。

[0166] 应当指出,具体应用场景中,由于历史歌曲为已有歌曲,所以可以预先保存历史歌

曲的CNN特征,并在需要时,直接将历史歌曲的CNN特征输入给神经网络模型,使得神经网络模型无需操作便可以得到历史歌曲的CNN特征,加快神经网络模型的处理效率。请参阅图7,图7为神经网络模型的一种部署示意图,在图7中,Seed features表示历史歌曲的CNN特征, audio backbone表示提取目标歌曲的CNN特征的网络,Seed Feature Fusion表示计算相似度并输出目标交互信息的网络,Concat表示连接层、FC表示全链接层;Pooling表示池化; Out Product表示点积值;similarity表示相似度;MelSpectrum表示提取目标梅尔频谱特征;ConvBlock表示卷积块;Average Pooling表示平均池化。

[0167] 可见,本实施例中,神经网络模型可以通过CNN特征确定目标歌曲与历史歌曲的相似度,且可以通过加权求和、串联、分类来增加相似度与目标交互信息间的耦合度,提高神经网络模型根据相似度确定目标交互信息的准确性。

[0168] 为了便于理解,现结合热歌挖掘场景来对本申请提供的歌曲挖掘方法进行描述,且假设歌曲挖掘过程中所依据的交互信息为歌曲完播率,则本申请提供的歌曲挖掘方法可以包括以下步骤:

[0169] 从原始海量的用户播放记录中获取每一个歌曲被播放的具体信息,具体信息中包括歌曲ID、用户ID、播放时长、歌曲时长等;

[0170] 将用户播放记录中的所有歌曲作为样本歌曲,下载格式为MP3的样本歌曲,并计算样本歌曲的完播率;且完播率为歌曲的完整播放数目与有效播放数目的比值,完整播放数目可以为播放百分比大于等于90%的播放数目,有效播放数目可以为播放百分比大于等于30%的播放数目等;

[0171] 将样本歌曲按照8:2的比例随机分成训练集和验证集;

[0172] 在训练集中,选取出训练歌曲集及与训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集,比如将训练集中的256首歌曲作为训练歌曲集,将训练集中除训练歌曲集之外的5000首歌曲作为第一歌曲集;

[0173] 将第一歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为第一训练输入信息,将训练歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为第二训练输入信息,目标梅尔频谱特征的获取过程参阅上述实施例,此时第二训练输入信息的尺寸为 $R^{M*1*5167*F}$,M的值为5000,第一训练输入信息的尺寸为 $R^{B*1*5167*F}$,B的值为256;

[0174] 将第一训练输入信息和第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对初始的神经网络模型进行训练,并将训练歌曲集的已知完播率、初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测完播率输入至预设的损失函数,得到损失值;

[0175] 判断损失值是否收敛,若损失值不收敛,则根据损失值来对初始的神经网络模型的网络参数进行调整,返回执行在训练集中,选取出训练歌曲集及与训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤;若损失值收敛,则完成对初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,执行后续步骤;

[0176] 用验证集对预先训练的神经网络模型进行性能评估,若性能评估结果满足预设要求,则允许应用预先训练的神经网络模型,若性能评估结果不满足预设要求,则更改训练策略继续对神经网络模型进行训练以得到允许应用的预先训练的神经网络模型

[0177] 在得到预先训练的神经网络模型之后,根据预先训练的神经网络模型对验证集的预测完播率及验证集的已知完播率,来确定对不同质量的歌曲进行区分的完播率阈值,假

设为TH;

[0178] 按照图7所示部署预先训练的神经网络模型;

[0179] 获取待挖掘的目标歌曲;

[0180] 获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;

[0181] 将历史歌曲的CNN特征确定为第一目标输入信息,将目标歌曲确定为第二目标输入信息;

[0182] 传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标完播率;

[0183] 基于目标完播率及完播率阈值确定对目标歌曲的质量进行挖掘后的挖掘结果;

[0184] 根据挖掘结果确定目标歌曲的推广方式及相应的签约信息。

[0185] 参见图8所示,本申请实施例还相应公开的一种歌曲挖掘装置,应用于后台服务器,包括:

[0186] 目标歌曲获取模块11,用于获取待挖掘的目标歌曲;

[0187] 历史歌曲获取模块12,用于获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;

[0188] 目标输入信息获取模块13,用于基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;

[0189] 目标交互信息获取模块14,用于传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;

[0190] 挖掘结果确定模块15,用于基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果;

[0191] 其中,目标交互信息用于表征用户与目标歌曲交互的结果。

[0192] 可见本申请中,先获取待挖掘的目标歌曲;获取与目标歌曲间满足相似条件的历史歌曲;然后基于历史歌曲确定第一目标输入信息,基于目标歌曲确定第二目标输入信息;并传输第一目标输入信息和第二目标输入信息至预先训练的神经网络模型,获取预先训练的神经网络模型输出的目标歌曲的目标交互信息;最后基于目标交互信息确定目标歌曲的挖掘结果。由于目标交互信息为预先训练的神经网络模型预测出的用户与目标歌曲交互的信息,所以本申请实现了根据目标歌曲及与目标歌曲相似的历史歌曲来预测目标交互信息,在此过程中无需人工定义歌曲价值指标,且由于挖掘结果与目标交互信息相适应,而目标交互信息反映了用户对目标歌曲的需求,所以挖掘结果与用户对歌曲的实际需求相符,歌曲挖掘性能好。

[0193] CNN特征确定模块,用于基于可学习的CNN网络结构对第一目标输入信息进行特征提取,得到第一目标CNN特征;基于可学习的CNN网络结构对第二目标输入信息进行特征提取,得到第二目标CNN特征;

[0194] 目标交互信息确定模块,用于计算第一目标CNN特征与第二目标CNN特征间的相似度,并基于相似度确定目标交互信息。

[0195] 在一些具体实施例中,目标交互信息确定模块具体可以用于:计算第一目标CNN特征与第二目标CNN特征的点积值;将点积值和第一目标CNN特征串联为长特征;基于长特征,通过全链接计算得到目标歌曲与历史歌曲中每首歌曲的相似度;将相似度作为历史歌曲中对应歌曲的特征权重值,基于特征权重值对第一目标CNN特征加权求和,得到历史歌曲的综合特征;将综合特征和第二目标CNN特征串联在一起,得到串联特征;通过全链接对串联特

征进行分类,得到目标歌曲的目标交互信息。

[0196] 参见图9所示,本申请实施例还相应公开的一种神经网络模型的训练装置,应用于后台服务器,包括:

[0197] 样本歌曲获取模块111,用于获取交互信息已知的样本歌曲;

[0198] 训练集划分模块112,用于在所述样本歌曲中划分出训练集;

[0199] 第一歌曲集选取模块113,用于在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集;

[0200] 训练输入信息确定模块114,用于基于所述第一歌曲集确定第一训练输入信息,基于所述训练歌曲集确定第二训练输入信息;

[0201] 损失值获取模块115,用于将所述第一训练输入信息和所述第二训练输入信息作为初始的神经网络模型的输入,对所述初始的神经网络模型进行训练,并将所述训练歌曲集的已知交互信息、所述初始的神经网络模型输出的训练歌曲集的预测交互信息输入至预设的损失函数,得到损失值;

[0202] 调整模块116,用于判断所述损失值是否收敛,若所述损失值不收敛,则根据所述损失值对所述初始的神经网络模型的网络参数进行调整,提示所述第一歌曲集选取模块执行在所述训练集中,选取出训练歌曲集及与所述训练歌曲集间满足相似条件的第一歌曲集的步骤;若所述损失值收敛,则完成对所述初始的神经网络模型的训练,得到预先训练的神经网络模型,以基于所述预先训练的神经网络模型进行歌曲挖掘。

[0203] 在一些具体实施例中,所述神经网络模型的训练装置还可以包括:

[0204] 验证集划分模块,用于调整模块得到预先训练的神经网络模型之后,在所述样本歌曲中划分出验证集;

[0205] 性能评估模块,用于基于所述验证集对所述预先训练的神经网络模型进行性能评估,得到性能评估结果;

[0206] 判断模块,用于判断所述性能评估结果是否满足预设要求;若所述性能评估结果满足所述预设要求,则允许应用所述预先训练的神经网络模型;若所述性能评估结果不满足所述预设要求,则更改训练策略继续对所述预先训练的神经网络模型进行训练。

[0207] 在一些具体实施例中,性能评估模块可以包括:

[0208] 歌曲集选取单元,用于在所述验证集中,选取验证歌曲集及与所述验证歌曲集间满足所述相似条件的第二歌曲集;

[0209] 验证输入信息确定单元,用于基于所述第二歌曲集确定第一验证输入信息,基于所述验证歌曲集确定第二验证输入信息;

[0210] 预测交互信息获取单元,用于将所述第一验证输入信息和所述第二验证输入信息作为所述预先训练的神经网络模型的输入,获取所述预先训练的神经网络模型输出的预测交互信息;

[0211] 性能评估结果确定单元,用于基于所述预测交互信息及所述验证歌曲集的已知交互信息确定所述性能评估结果。

[0212] 在一些具体实施例中,训练输入信息确定模块可以包括:

[0213] 第一训练输入信息确定单元,用于确定所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征,将所述第一歌曲集的目标梅尔频谱特征确定为所述第一训练输入信息;

[0214] 第二训练输入信息确定单元,用于确定所述训练集的目标梅尔频谱特征,将所述训练集的目标梅尔频谱特征确定为所述第二训练输入信息。

[0215] 在一些具体实施例中,所述神经网络模型的训练装置可以包括目标梅尔频谱确定模块,用于对所述歌曲的音频进行短时傅里叶变换,得到短时傅里叶变换结果;对所述短时傅里叶变换结果做梅尔频谱系数转换,得到初始梅尔频谱特征;对所述初始梅尔频谱特征进行截断,得到所述歌曲的目标梅尔频谱特征。

[0216] 进一步的,本申请实施例还提供了一种电子设备。图10是根据一示例性实施例示出的电子设备20结构图,图中的内容不能被认为是对本申请的使用范围的任何限制。

[0217] 图10为本申请实施例提供的一种电子设备20的结构示意图。该电子设备20,具体可以包括:至少一个处理器21、至少一个存储器22、电源23、通信接口24、输入输出接口25和通信总线26。其中,所述存储器22用于存储计算机程序,所述计算机程序由所述处理器21加载并执行,以实现前述任一实施例公开的歌曲挖掘方法或神经网络模型训练方法中的相关步骤。另外,本实施例中的电子设备20具体可以为服务器。

[0218] 本实施例中,电源23用于为电子设备20上的各硬件设备提供工作电压;通信接口24能够为电子设备20创建与外界设备之间的数据传输通道,其所遵循的通信协议是能够适用于本申请技术方案的任意通信协议,在此不对其进行具体限定;输入输出接口25,用于获取外界输入数据或向外界输出数据,其具体的接口类型可以根据具体应用需要进行选取,在此不进行具体限定。

[0219] 另外,存储器22作为资源存储的载体,可以是只读存储器、随机存储器、磁盘或者光盘等,其上所存储的资源可以包括操作系统221、计算机程序222及视频数据223等,存储方式可以是短暂存储或者永久存储。

[0220] 其中,操作系统221用于管理与控制电子设备20上的各硬件设备以及计算机程序222,以实现处理器21对存储器22中海量视频数据223的运算与处理,其可以是Windows Server、Netware、Unix、Linux等。计算机程序222除了包括能够用于完成前述任一实施例公开的由电子设备20执行的歌曲挖掘方法或神经网络模型训练方法的计算机程序之外,还可以进一步包括能够用于完成其他特定工作的计算机程序。数据223可以包括电子设备20收集到的各种视频数据。

[0221] 进一步的,本申请实施例还公开了一种存储介质,所述存储介质中存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器加载并执行时,实现前述任一实施例公开的歌曲挖掘方法或神经网络模型训练方法步骤。

[0222] 本申请所涉及的计算机可读存储介质包括随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质。

[0223] 本申请实施例提供的歌曲挖掘装置、电子设备及计算机可读存储介质中相关部分的说明请参见本申请实施例提供的歌曲挖掘方法中对应部分的详细说明,在此不再赘述。另外,本申请实施例提供的上述技术方案中与现有技术中对应技术方案实现原理一致的部分并未详细说明,以免过多赘述。

[0224] 还需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间

存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0225] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域技术人员能够实现或使用本申请。对这些实施例的多种修改对本领域技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本申请的精神或范围的情况下,在其它实施例中实现。因此,本申请将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

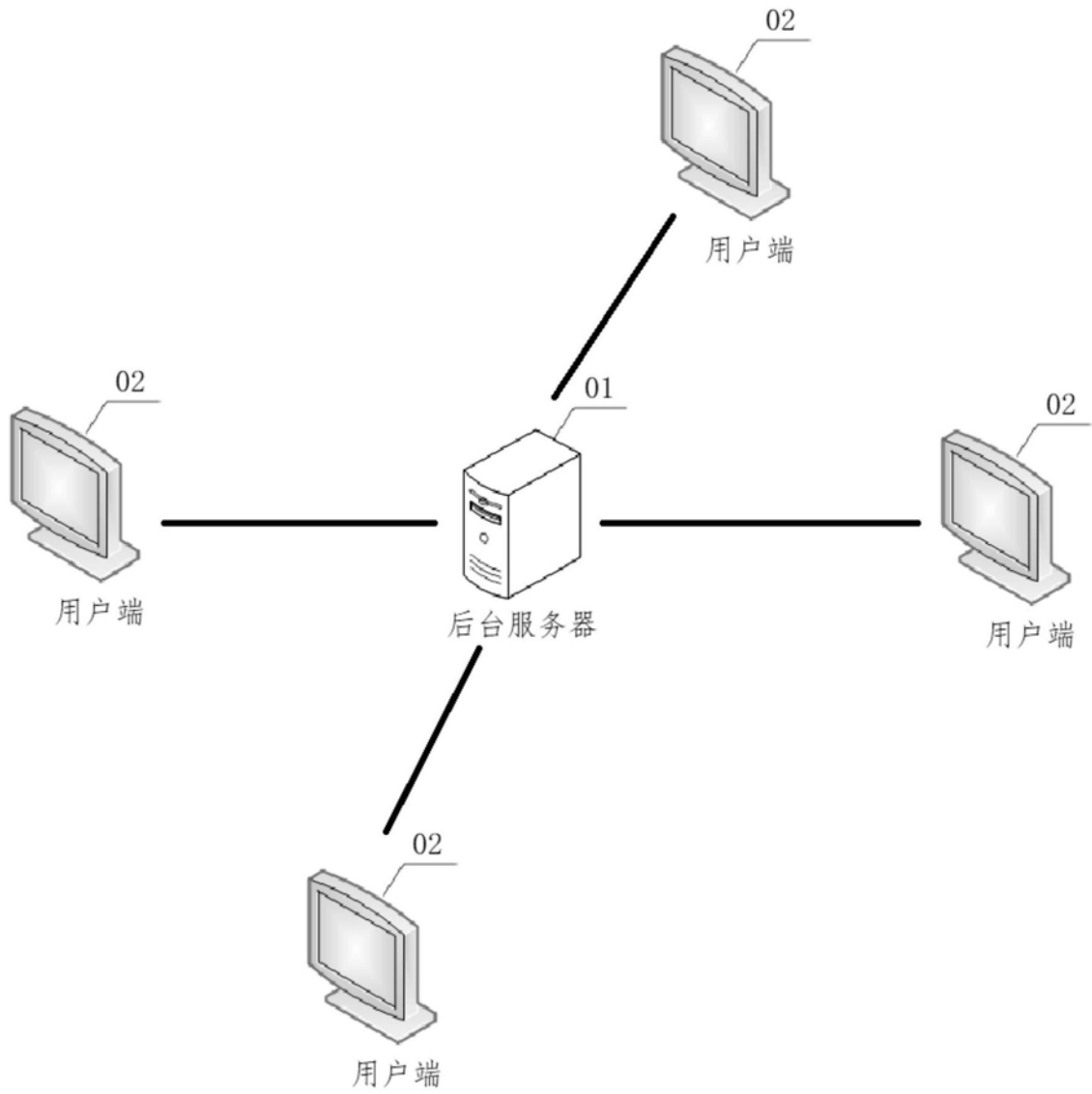


图1

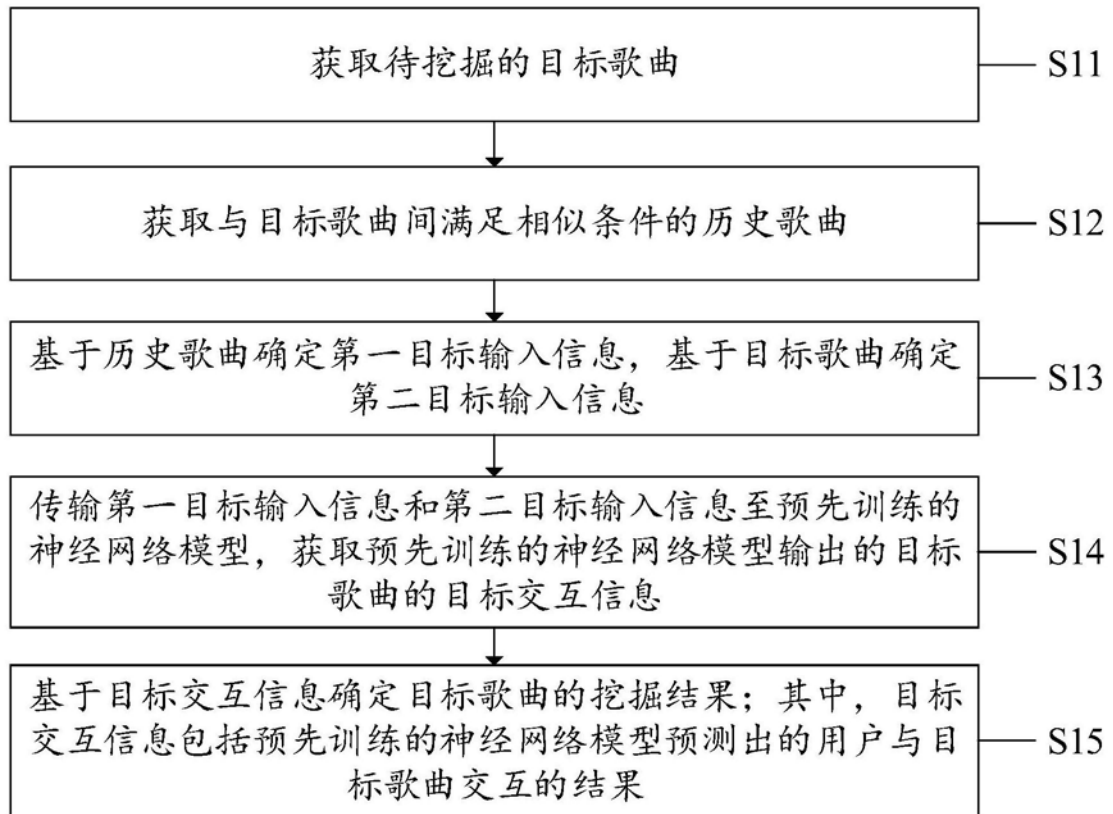


图2

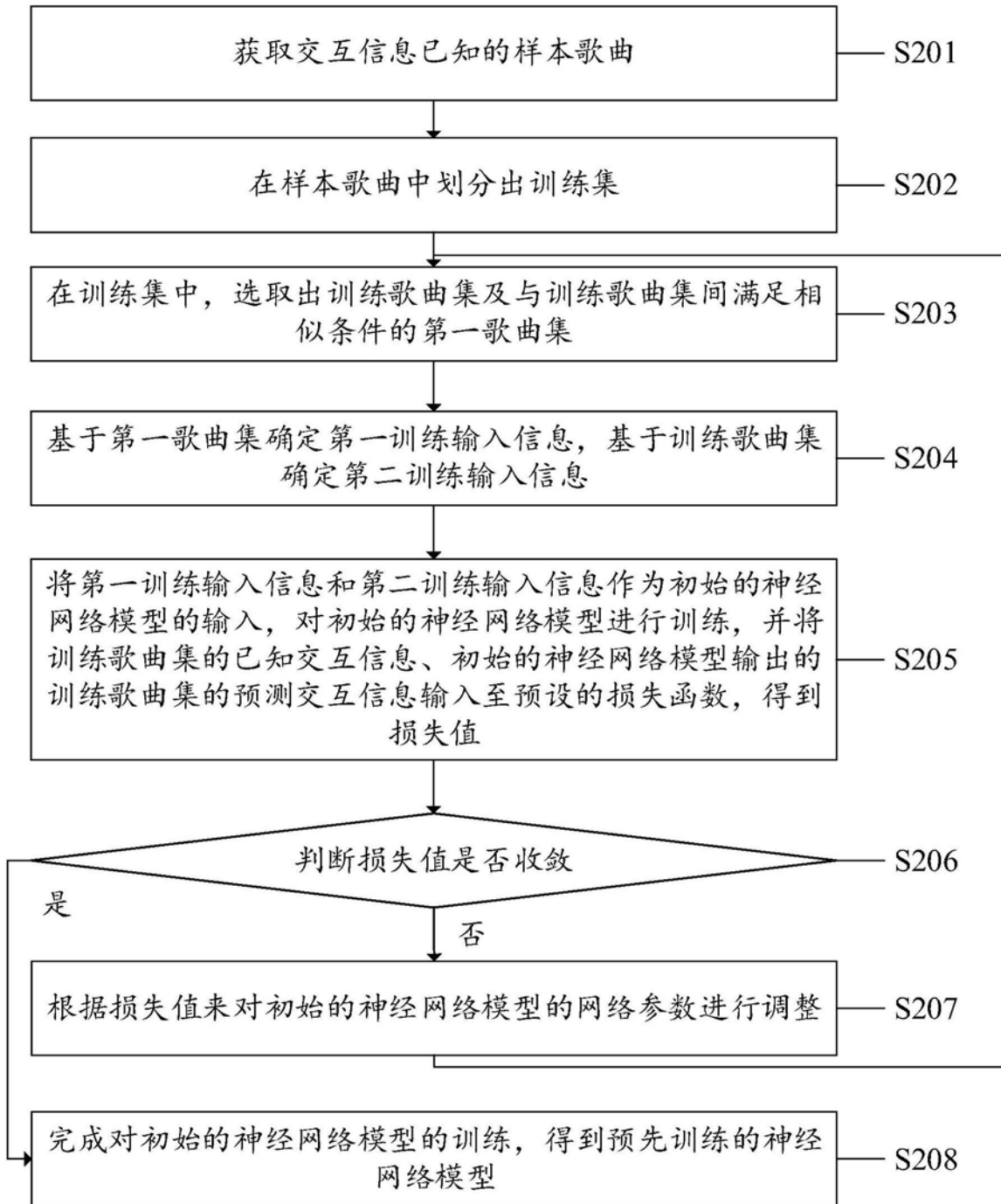


图3

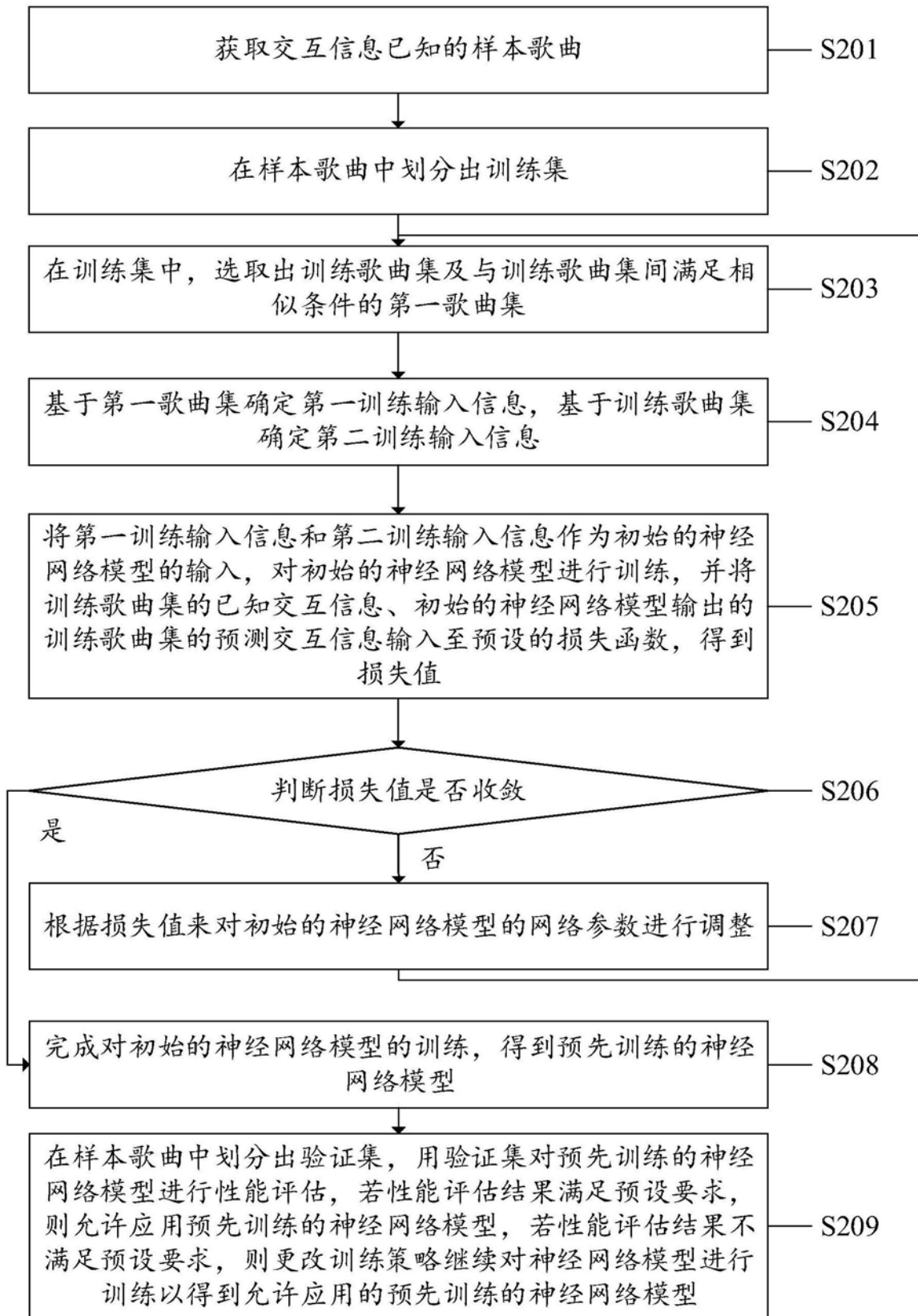


图4

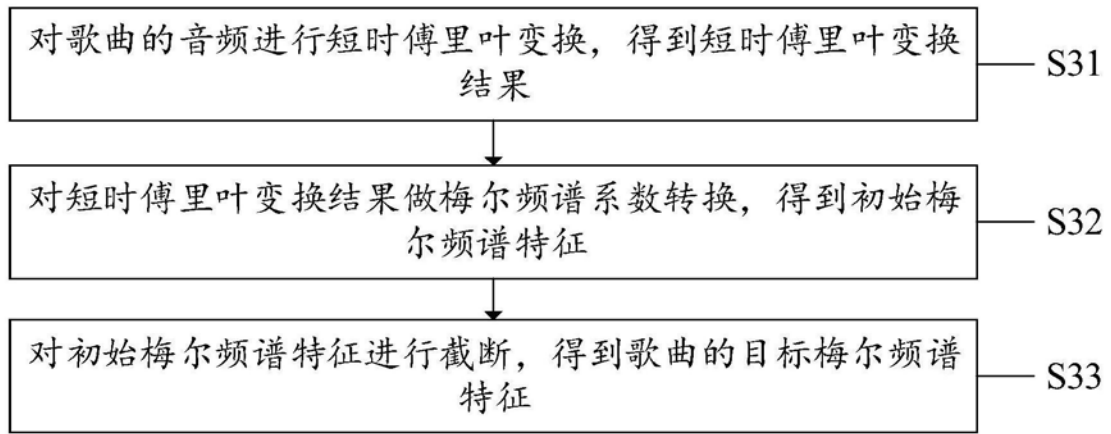


图5



图6

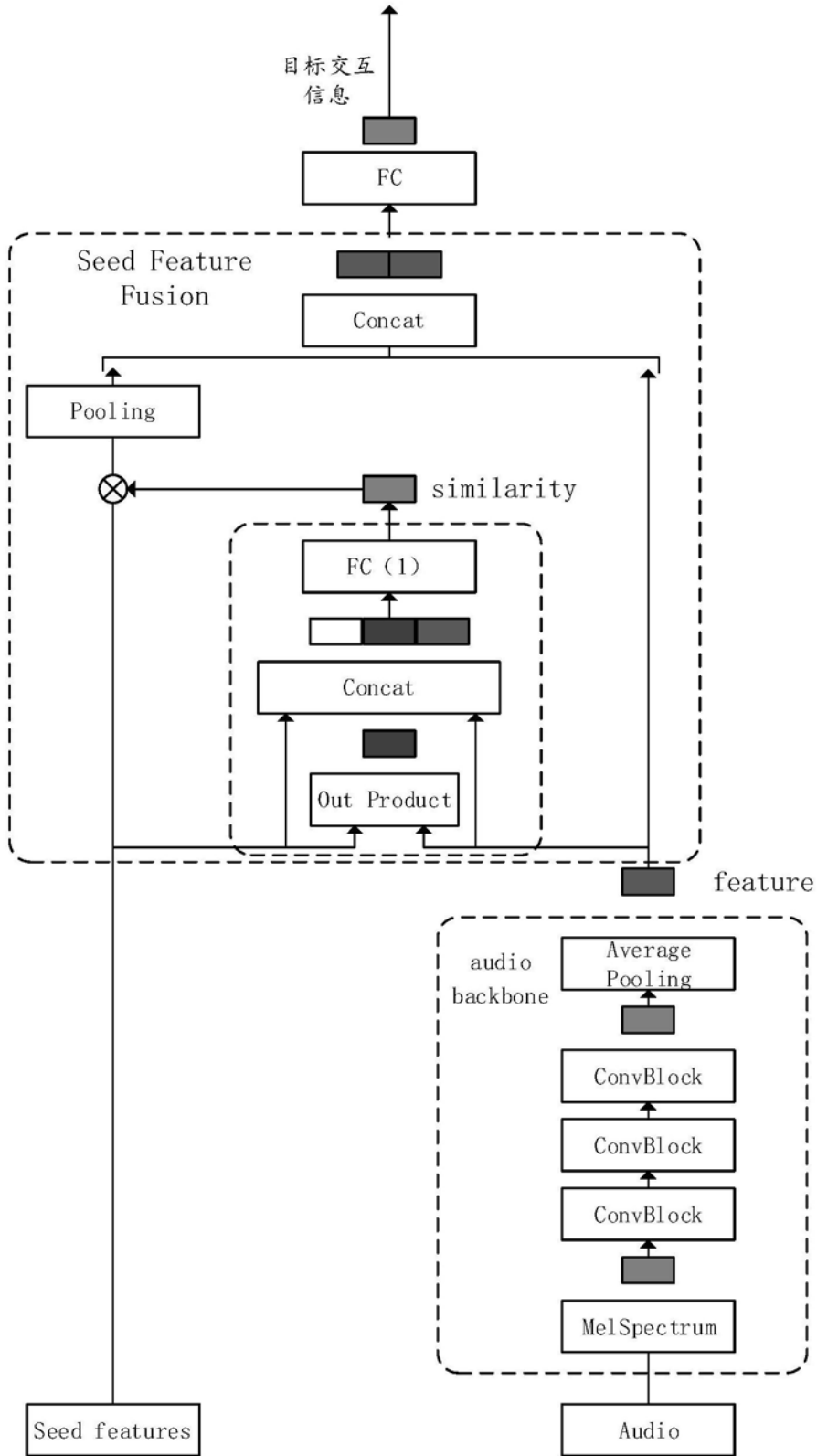


图7

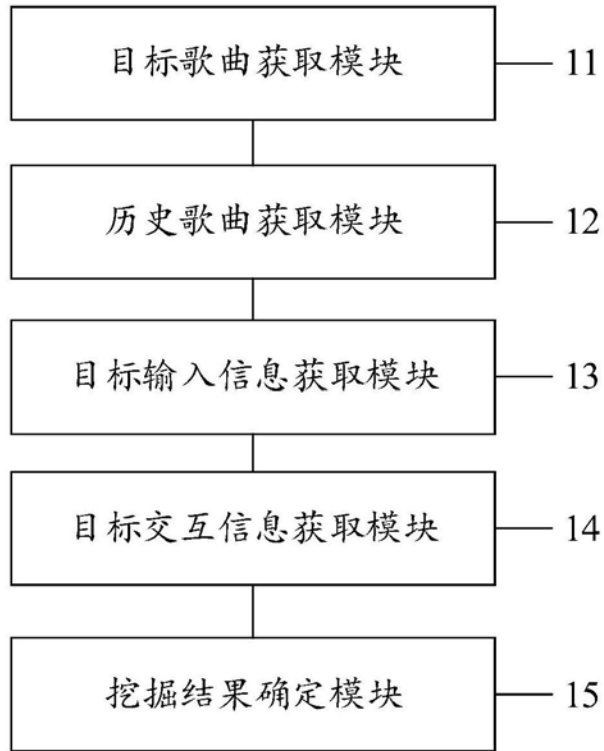


图8

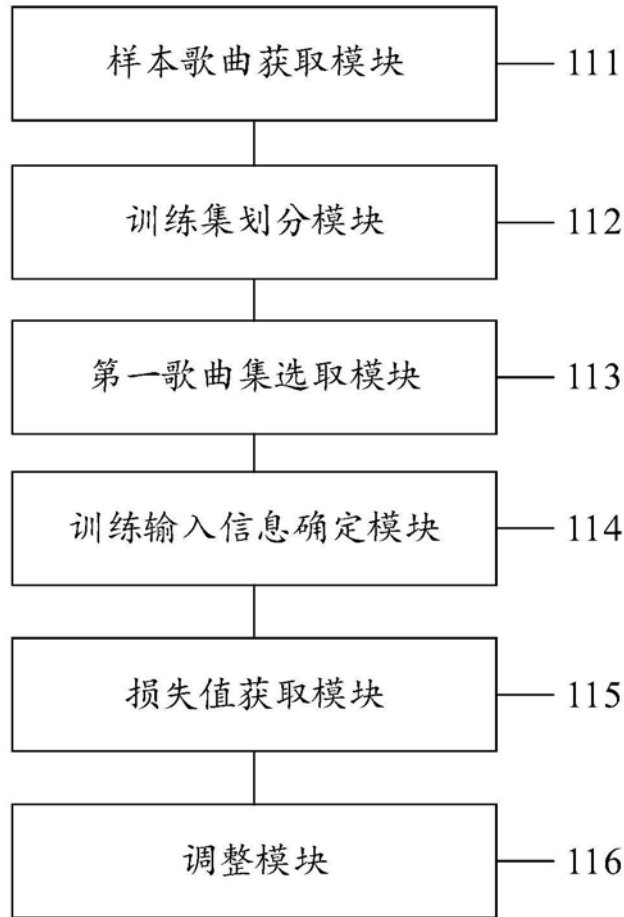


图9

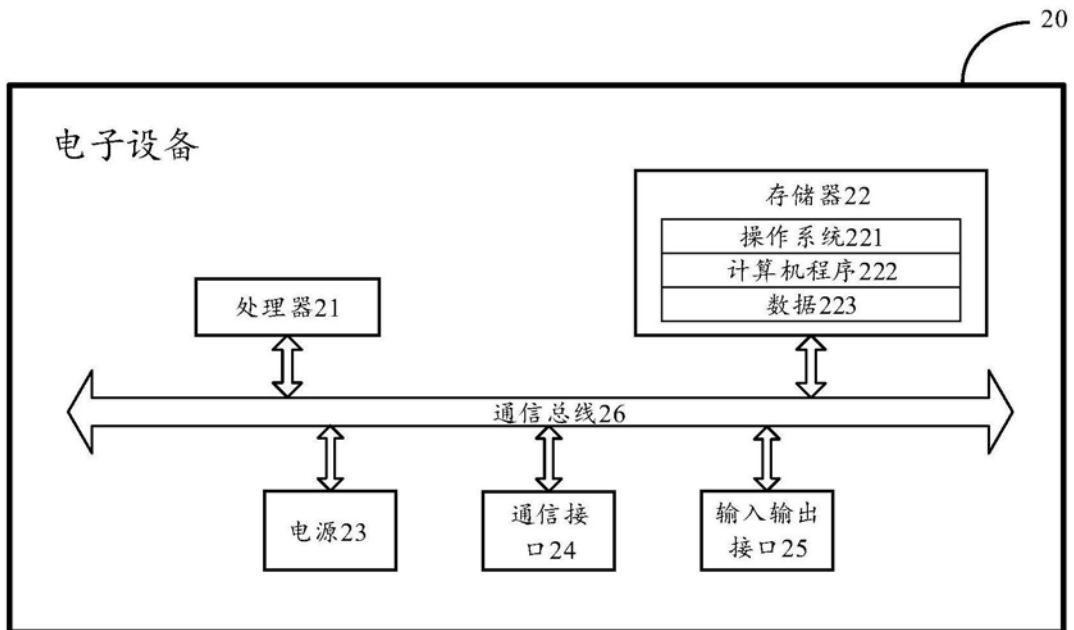


图10