



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113627447 B

(45) 授权公告日 2022.02.08

(21) 申请号 202111194237.4

G06V 10/75 (2022.01)

(22) 申请日 2021.10.13

G06K 9/62 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/04 (2006.01)

申请公布号 CN 113627447 A

G06N 3/08 (2006.01)

(43) 申请公布日 2021.11.09

(56) 对比文件

(73) 专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司

CN 113221574 A, 2021.08.06

地址 518000 广东省深圳市南山区高新区

CN 113378784 A, 2021.09.10

科技中一路腾讯大厦35层

US 8452778 B1, 2013.05.28

(72) 发明人 王赟豪 陈少华 余亭浩 张绍明

审查员 张笑迪

侯昊迪

(74) 专利代理机构 北京市立方律师事务所

11330

代理人 张筱宁

(51) Int. Cl.

G06V 10/46 (2022.01)

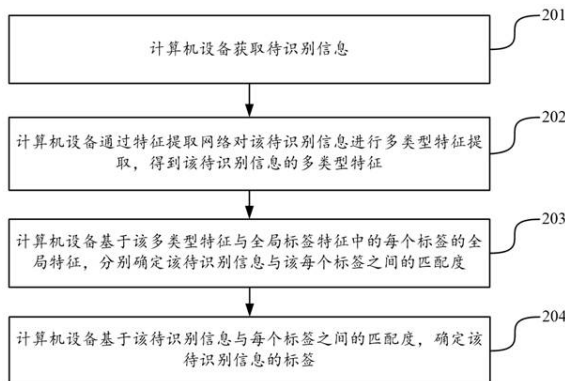
权利要求书3页 说明书19页 附图7页

(54) 发明名称

标签识别方法、装置、计算机设备、存储介质及程序产品

(57) 摘要

本申请提供一种标签识别方法、装置、计算机设备、存储介质及程序产品,涉及人工智能、云技术、智慧交通、辅助驾驶等技术领域。通过特征提取网络对待识别信息进行多类型特征提取,得到多类型特征;基于该多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定待识别信息与每个标签之间的匹配度,从而基于该匹配度确定待识别信息的标签;而全局标签特征包括的至少两个标签的全局特征,是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的,能够表征在多个标签范围内各个标签相互之间存在的关联关系,通过结合多个标签之间的全局相关性进行标签识别,避免孤立处理单个标签导致的识别出错的问题,能够提高标签识别的准确性。



1. 一种标签识别方法,其特征在于,所述方法包括:

获取待识别信息,并通过特征提取网络对所述待识别信息进行多类型特征提取,得到所述待识别信息的多类型特征,所述待识别信息包括至少两种类型的数据,所述多类型特征用于表征所述至少两种类型的数据的数据特征;

基于所述多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度,所述全局标签特征包括至少两个标签的全局特征,所述至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的;

基于所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度,确定所述待识别信息的标签;

所述方法还包括以下至少一项:

响应于封面图获取请求,基于所确定的待识别图像的标签,从所确定的待识别图像中选择不包括第一目标类别的标签的图像作为封面图像,所述第一目标类别为用户负反馈图像的类别,所述待识别信息为所述待识别图像;

响应于信息推荐请求,如果待推荐信息的标签属于第二目标类别,降低所述待推荐信息的推荐权重,所述推荐权重用于指示向用户推荐所述待推荐信息的可能性,所述第二目标类别为用户负反馈信息的类别,所述待识别信息为待向用户推荐的待推荐信息。

2. 根据权利要求1所述的标签识别方法,其特征在于,所述全局标签特征通过目标模型的图卷积网络得到,所述目标模型包括所述特征提取网络和所述图卷积网络;所述目标模型的训练方式,包括:

构建初始模型,将所述至少两个标签的初始特征输入初始图卷积网络,基于所述至少两个标签的初始特征和所述初始图卷积网络的特征相关函数,输出初始全局标签特征;

将样本集合输入初始特征提取网络,基于所述初始特征提取网络输出的样本特征以及所述初始图卷积网络输出的初始全局标签特征,预测所述样本集合的样本标签;

基于所述样本集合的真值标签和所述样本标签之间的相似度,对所述初始图卷积网络的特征相关函数进行调整,以及对所述初始特征提取网络的模型参数进行调整,直至所述初始模型达到第一目标条件时停止调整,得到所述目标模型;

其中,所述至少两个标签属于指定类别;所述特征相关函数用于指示所述至少两个标签之间的相关性,所述初始模型包括初始特征提取网络和初始图卷积网络,所述样本集合包括多个样本以及所述多个样本的真值标签。

3. 根据权利要求2所述的标签识别方法,其特征在于,所述初始图卷积网络包括至少两个初始图卷积层;所述将所述至少两个标签的初始特征输入初始图卷积网络,基于所述至少两个标签的初始特征和所述初始图卷积网络的特征相关函数,输出初始全局标签特征,包括:

将所述至少两个标签的初始特征输入第一个初始图卷积层;

对于每个初始图卷积层,通过所述至少两个标签之间的关联关系和所述特征相关函数,对所述至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到所述至少两个标签的第二特征,将所述至少两个标签的第二特征输入所述初始图卷积层的下一初始图卷积层,所述第一特征是指输入所述初始图卷积层的至少两个标签的特征,所述第二特征是指所述初始图卷积层输出的至少两个标签的特征;

将最后一个初始图卷积层输出的至少两个标签的第二特征,作为所述初始全局标签特征。

4. 根据权利要求3所述的标签识别方法,其特征在于,所述图卷积网络的每个图卷积层包括标签拓扑图,所述标签拓扑图用于表示所述至少两个标签的特征及所述至少两个标签之间的关联关系;

所述通过所述至少两个标签之间的关联关系和所述特征相关函数,对所述至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到所述至少两个标签的第二特征,包括:

基于所述至少两个标签之间的关联关系和所述至少两个标签的第一特征,构建初始标签拓扑图;

其中,所述初始标签拓扑图包括至少两个顶点、以及所述至少两个顶点之间的边,所述至少两个顶点对应的第一顶点描述矩阵用于表示所述至少两个标签的第一特征,所述至少两个顶点之间的边对应的相关性矩阵用于表示所述至少两个标签之间的关联关系;

根据所述特征相关函数,计算所述相关性矩阵、所述第一顶点描述矩阵与所述特征相关函数的权重矩阵之间的乘积,得到第二顶点描述矩阵,所述相关性矩阵包括所述至少两个标签之间的共同出现的概率,所述第二顶点描述矩阵用于表示所述至少两个标签的第二特征。

5. 根据权利要求4所述的标签识别方法,其特征在于,所述基于所述样本集合的真值标签和所述样本标签之间的相似度,对所述图卷积网络的特征相关函数进行调整,包括:

基于所述样本集合的真值标签和所述样本标签之间的相似度,对所述特征相关函数中的权重矩阵进行调整。

6. 根据权利要求3所述的标签识别方法,其特征在于,所述初始特征提取网络包括用于提取文本特征的初始文本网络;所述将样本集合输入初始特征提取网络,基于所述初始特征提取网络输出的样本特征以及所述初始图卷积网络输出的初始全局标签特征,预测所述样本集合的样本标签之前,所述方法还包括:

将第一训练数据集中至少两个样本文本所包括的词进行遮挡,得到至少两个第一样本文本,通过所述初始文本网络对所述至少两个第一样本文本中被遮挡的词进行预测,得到预测遮挡词,所述第一训练数据集包括至少两个样本文本,每个样本文本包括至少两个词;

通过所述初始文本网络预测第二训练数据集所包括的至少两个样本文本对的上下文信息,得到所述至少两个样本文本对的预测上下文信息,所述第二训练数据集包括带有标注标签的至少两个样本文本对,所述标注标签包括样本文本对的上下文信息;

基于所述第一训练数据集的被遮挡的词与预测遮挡词之间的相似度,以及所述第二训练数据集的标注标签与预测上下文信息之间的相似度,对所述初始文本网络的模型参数进行调整,直至所述初始文本网络达到第二目标条件时停止调整,得到预训练的文本网络。

7. 根据权利要求1所述的标签识别方法,其特征在于,所述通过特征提取网络对所述待识别信息进行多类型特征提取,得到所述待识别信息的多类型特征,包括:

通过至少两个特征提取网络,分别对所述至少两种类型的数据进行特征提取,得到所述至少两种类型的数据的数据特征;

通过目标模型的多类型融合模块,对所述至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合,得到所述多类型特征。

8. 根据权利要求7所述的标签识别方法,其特征在于,所述通过至少两个特征提取网络,分别对所述至少两种类型的数据进行特征提取,得到所述至少两种类型的数据的数据特征,包括:

对于每种类型的数据,通过所述类型对应的特征提取网络提取所述数据的特征;

通过所述类型对应的特征提取网络的分类器,根据提取的所述数据的特征,确定所述数据的标签置信度,所述标签置信度用于指示所述数据与所述至少两个标签匹配的可能性;

相应的,所述通过目标模型的多类型融合模块,对所述至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合,得到所述多类型特征,包括:

通过所述多类型融合模块,对所述至少两种类型的数据的标签置信度进行融合,得到所述待识别信息的融合置信度。

9. 根据权利要求1所述的标签识别方法,其特征在于,所述多类型特征包括所述待识别信息在目标维度的特征;所述基于所述多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度,包括:

根据所述全局标签特征所包括的每个标签在目标维度的特征权重、以及所述多类型特征所包括的目标维度的特征,分别确定所述每个标签与所述待识别信息之间的匹配概率,所述每个标签的特征维度与所述多类型特征的特征维度相同。

10. 一种标签识别装置,其特征在於,所述装置包括:

特征提取模块,用于获取待识别信息,并通过特征提取网络对所述待识别信息进行多类型特征提取,得到所述待识别信息的多类型特征,所述待识别信息包括至少两种类型的数据,所述多类型特征用于表征所述至少两种类型的数据的数据特征;

匹配度确定模块,用于基于所述多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度,所述全局标签特征包括至少两个标签的全局特征,所述至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的;

识别模块,用于基于所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度,确定所述待识别信息的标签。

11. 一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上的计算机程序,其特征在於,所述处理器执行所述计算机程序以实现权利要求1至9任一项所述的标签识别方法。

12. 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在於,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至9任一项所述的标签识别方法。

标签识别方法、装置、计算机设备、存储介质及程序产品

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能、云技术、智慧交通、辅助驾驶等技术领域，本申请涉及一种标签识别方法、装置、计算机设备、存储介质及程序产品。

背景技术

[0002] 随着互联网技术的发展，许多网络平台可向用户推送信息流，用户每天花费大量时间浏览信息流。因此，信息流的质量对用户体验至关重要，本领域中可以用标签来描述信息流的质量，如何识别大量信息所包括的标签，成为本领域中关键问题。

[0003] 相关技术中，以图像为例，通常采用神经网络模型提取图像的图像特征向量，再利用图像特征向量进一步识别出该图像可能包括的一个或多个标签，例如，通过标签A的二分类的分类器判断该图像是否包括该标签A，从而基于判断结果输出该图像可能包括的标签。然而，该神经网络模型易受到数据分布和数据质量的影响，导致标签识别的准确性较低。

发明内容

[0004] 本申请提供了一种标签识别的方法、装置、计算机设备、存储介质及程序产品，可以解决相关技术中标签识别的准确性较低的问题。所述技术方案如下：

[0005] 一方面，提供了一种标签识别方法，所述方法包括：

[0006] 获取待识别信息，并通过特征提取网络对所述待识别信息进行多类型特征提取，得到所述待识别信息的多类型特征，所述待识别信息包括至少两种类型的数据，所述多类型特征用于表征所述至少两种类型的数据的数据特征；

[0007] 基于所述多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征，分别确定所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度，所述全局标签特征包括至少两个标签的全局特征，所述至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的；

[0008] 基于所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度，确定所述待识别信息的标签。

[0009] 另一方面，提供了一种标签识别装置，所述装置包括：

[0010] 特征提取模块，用于获取待识别信息，并通过特征提取网络对所述待识别信息进行多类型特征提取，得到所述待识别信息的多类型特征，所述待识别信息包括至少两种类型的数据，所述多类型特征用于表征所述至少两种类型的数据的数据特征；

[0011] 匹配度确定模块，用于基于所述多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征，分别确定所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度，所述全局标签特征包括至少两个标签的全局特征，所述至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的；

[0012] 识别模块，用于基于所述待识别信息与所述每个标签之间的匹配度，确定所述待识别信息的标签。

[0013] 在一个可能实现方式中,所述全局标签特征通过目标模型的图卷积网络得到,所述目标模型包括所述特征提取网络和所述图卷积网络;所述装置还包括模型训练模块,包括:

[0014] 构建单元,用于构建初始模型;

[0015] 全局标签关联单元,用于将所述至少两个标签的初始特征输入所述初始图卷积网络,基于所述至少两个标签的初始特征和所述初始图卷积网络的特征相关函数,输出初始全局标签特征;

[0016] 样本预测单元,用于将样本集合输入所述初始特征提取网络,基于所述初始特征提取网络输出的样本特征以及所述初始图卷积网络输出的初始全局标签特征,预测所述样本集合的样本标签;

[0017] 调整单元,用于基于所述样本集合的真值标签和所述样本标签之间的相似度,对所述初始图卷积网络的特征相关函数进行调整,以及对所述初始特征提取网络的模型参数进行调整,直至所述初始模型达到第一目标条件时停止调整,得到所述目标模型;

[0018] 其中,所述至少两个标签属于指定类别;所述特征相关函数用于指示所述至少两个标签之间的相关性,所述初始模型包括初始特征提取网络和初始图卷积网络,所述样本集合包括多个样本以及所述多个样本的真值标签。

[0019] 在一个可能实现方式中,所述初始图卷积网络包括至少两个初始图卷积层;所述全局标签关联单元,用于:

[0020] 将所述至少两个标签的初始特征输入第一个初始图卷积层;

[0021] 对于每个初始图卷积层,通过所述至少两个标签之间的关联关系和所述特征相关函数,对所述至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到所述至少两个标签的第二特征,将所述至少两个标签的第二特征输入所述初始图卷积层的下一初始图卷积层,所述第一特征是指输入所述初始图卷积层的至少两个标签的特征,所述第二特征是指所述初始图卷积层输出的至少两个标签的特征;

[0022] 将最后一个初始图卷积层输出的至少两个标签的第二特征,作为所述初始全局标签特征。

[0023] 在一个可能实现方式中,所述图卷积网络的每个图卷积层包括标签拓扑图,所述标签拓扑图用于表示所述至少两个标签的特征及所述至少两个标签之间的关联关系;

[0024] 所述全局标签关联单元,用于基于所述至少两个标签之间的关联关系和所述至少两个标签的第一特征,构建初始标签拓扑图;根据所述特征相关函数,计算所述相关性矩阵、所述第一顶点描述矩阵与所述特征相关函数的权重矩阵之间的乘积,得到第二顶点描述矩阵,所述相关性矩阵包括所述至少两个标签之间的共同出现的概率,所述第二顶点描述矩阵用于表示所述至少两个标签的第二特征;

[0025] 其中,所述初始标签拓扑图包括至少两个顶点、以及所述至少两个顶点之间的边,所述至少两个顶点对应的第一顶点描述矩阵用于表示所述至少两个标签的第一特征,所述至少两个顶点之间的边对应的相关性矩阵用于表示所述至少两个标签之间的关联关系;

[0026] 在一个可能实现方式中,所述调整单元,用于基于所述样本集合的真值标签和所述样本标签之间的相似度,对所述特征相关函数中的权重矩阵进行调整。

[0027] 在一个可能实现方式中,所述初始特征提取网络包括用于提取文本特征的初始文

本网络;所述装置还包括:

[0028] 遮挡预测模块,用于将第一训练数据集中至少两个样本文本所包括的词进行遮挡,得到至少两个第一样本文本,通过所述初始文本网络对所述至少两个第一样本文本中被遮挡的词进行预测,得到预测遮挡词,所述第一训练数据集包括至少两个样本文本,每个样本文本包括至少两个词;

[0029] 上下文预测模块,用于通过所述初始文本网络预测第二训练数据集所包括的至少两个样本文本对的上下文信息,得到所述至少两个样本文本对的预测上下文信息,所述第二训练数据集包括带有标注标签的至少两个样本文本对,所述标注标签包括样本文本对的上下文信息;

[0030] 预训练模块,用于基于所述第一训练数据集的被遮挡的词与预测遮挡词之间的相似度,以及所述第二训练数据集的标注标签与预测上下文信息之间的相似度,对所述初始文本网络的模型参数进行调整,直至所述初始文本网络达到第二目标条件时停止调整,得到预训练的文本网络。

[0031] 在一个可能实现方式中,所述特征提取模块,还用于通过至少两个特征提取网络,分别对所述至少两种类型的数据进行特征提取,得到所述至少两种类型的数据的数据特征;通过目标模型的多类型融合模块,对所述至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合,得到所述多类型特征。

[0032] 在一个可能实现方式中,所述特征提取模块,还用于对于每种类型的数据,通过所述类型对应的特征提取网络提取所述数据的特征;通过所述类型对应的特征提取网络的分类器,根据提取的所述数据的特征,确定所述数据的标签置信度,所述标签置信度用于指示所述数据与所述至少两个标签匹配的可能性;

[0033] 所述特征提取模块,还用于通过所述多类型融合模块,对所述至少两种类型的数据的标签置信度进行融合,得到所述待识别信息的融合置信度。

[0034] 在一个可能实现方式中,所述多类型特征包括所述待识别信息在目标维度的特征;所述匹配度确定模块,用于根据所述全局标签特征所包括的每个标签在目标维度的特征权重、以及所述多类型特征所包括的目标维度的特征,分别确定所述每个标签与所述待识别信息之间的匹配概率,所述每个标签的特征维度与所述多类型特征的特征维度相同。

[0035] 在一个可能实现方式中,所述装置还包括以下至少一项:

[0036] 封面图识别模块,用于响应于封面图获取请求,基于所确定的待识别图像的标签,从所确定的待识别图像中选择不包括第一目标类别的标签的图像作为封面图像,所述第一目标类别为用户负反馈图像类别,所述待识别信息为所述待识别图像;

[0037] 信息推荐模块,用于响应于信息推荐请求,如果待推荐信息的标签属于第二目标类别,降低所述待推荐信息的推荐权重,所述推荐权重用于指示向用户推荐所述待推荐信息的可能性,所述第二目标类别为用户负反馈信息的类别,所述待识别信息为待向用户推荐的待推荐信息。

[0038] 另一方面,提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序以实现上述的标签识别方法。

[0039] 另一方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述的标签识别方法。

[0040] 另一方面,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述的标签识别方法。

[0041] 本申请提供的技术方案带来的有益效果是:

[0042] 通过特征提取网络对待识别信息进行多类型特征提取,得到的多类型特征可以表征至少两种类型的数据的数据特征;基于多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定待识别信息与每个标签之间的匹配度,从而基于该匹配度确定待识别信息的标签,由于全局标签特征包括的至少两个标签的全局特征,是基于每个标签的初始特征、以及所述至少两个标签之间的关联关系确定的,因此,全局标签特征能够表征在全局标签范围内各个标签相互之间存在的关联关系,通过结合多个标签之间的全局相关性进行标签识别,避免了孤立处理单个标签导致的识别出错的问题,能够提高标签识别的准确性。

附图说明

[0043] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对本申请实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍。

[0044] 图1为本申请实施例提供的一种标签识别方法的实施环境示意图;

[0045] 图2为本申请实施例提供的一种标签识别方法的流程示意图;

[0046] 图3为本申请实施例提供的一种目标模型内部结构示意图;

[0047] 图4为本申请实施例提供的一种标签拓扑图的示意图;

[0048] 图5为本申请实施例提供的一种基于标签识别的封面图像确定方法的流程示意图;

[0049] 图6为本申请实施例提供的一种不适图像的示意图;

[0050] 图7为本申请实施例提供的一种基于标签识别的信息推荐方法的流程示意图;

[0051] 图8为本申请实施例提供的一种标签识别装置的结构示意图;

[0052] 图9为本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

[0053] 下面结合本申请中的附图描述本申请的实施例。应理解,下面结合附图所阐述的实施方式,是用于解释本申请实施例的技术方案的示例性描述,对本申请实施例的技术方案不构成限制。

[0054] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本申请实施例所使用的术语“包括”以及“包含”是指相应特征可以实现为所呈现的特征、信息、数据、步骤、操作、元件和/或组件,但不排除实现为本技术领域所支持其他特征、信息、数据、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组合等。应该理解,当我们称一个元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,该一个元件可以直接连接或耦接到另一元件,也可以指该一个元件和另一元件通过中间元件建立连接关系。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的术语“和/或”指示该术语所限定的项目中的至少一个,例如“A和/或B”指示实现为“A”,或者实现为“B”,或者实现为“A和B”。

[0055] 为使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本申请实施方

式作进一步地详细描述。

[0056] 本申请实施例可应用于各种场景,包括但不限于云技术、人工智能、智慧交通、辅助驾驶等。示例性的,本申请提供的标签识别方法,可以利用人工智能技术中大数据处理技术,对大量待识别信息进行处理,以识别大量信息的标签;当然,也可以利用上述的机器学习,训练得到标签识别使用的目标模型进行,以利用训练的目标模型识别大量信息的标签。

[0057] 人工智能(Artificial Intelligence, AI)是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能,感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说,人工智能是计算机科学的一个综合技术,它企图了解智能的实质,并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法,使机器具有感知、推理与决策的功能。

[0058] 人工智能技术是一门综合学科,涉及领域广泛,既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习、自动驾驶、智慧交通等几大方向。

[0059] 机器学习(Machine Learning, ML)是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为,以获取新的知识或技能,重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习是人工智能的核心,是使计算机具有智能的根本途径,其应用遍及人工智能的各个领域。机器学习和深度学习通常包括人工神经网络、置信网络、强化学习、迁移学习、归纳学习、式教学习等技术。

[0060] 图1是本发明实施例提供的一种标签识别方法的实施环境的示意图,参见图1,该实施环境包括:至少一个计算机设备,参见图1,仅以该实施环境包括多个计算机设备为例进行说明。其中,该多个计算机设备可以通过有线连接方式实现数据交互,也可以通过无线网络连接方式实现数据交互,本申请实施例对此不作限定。

[0061] 在本申请实施例中,计算机设备101可以对待识别信息进行识别,得到该待识别信息的标签。在一种可能实现方式中,该计算机设备101中可以存储有目标模型,该计算机设备101可以基于该目标模型对待识别信息进行标签识别。在另一种可能实现方式中,该计算机设备101也可以调用其它计算机设备上的目标模型对待识别信息进行标签识别,本申请实施例对此不作限定,下述均以该计算机设备101存储目标模型为例进行说明。

[0062] 在一个可能场景中,该实施环境还可以包括终端102,该终端102可以向计算机设备101发送获取请求,例如,该获取请求具体可以是封面图获取请求或信息推荐请求,该计算机设备101基于该封面图获取请求,利用目标模型对待识别图像进行识别,以基于所确定的待识别图像的标签进行封面图的选择;或者,该计算机设备101基于该信息推荐请求,利用目标模型对待推荐信息进行识别,以基于所确定的待推荐信息的标签进行信息推荐。

[0063] 该计算机设备101可以被提供为服务器,服务器可以是独立的物理服务器,也可以是多个物理服务器构成的服务器集群或者分布式系统,还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、CDN(Content Delivery Network,内容分发网络)、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服

务器或服务器集群。上述网络可以包括但不限于：有线网络，无线网络，其中，该有线网络包括：局域网、城域网和广域网，该无线网络包括：蓝牙、Wi-Fi及其他实现无线通信的网络。终端可以是智能手机（如Android手机、iOS手机等）、平板电脑、笔记本电脑、数字广播接收器、MID(Mobile Internet Devices, 移动互联网设备)、PDA(个人数字助理)、台式计算机、智能家电、车载终端（例如车载导航终端、车载电脑等）、智能音箱、智能手表等，终端以及服务器可以通过有线或无线通信方式进行直接或间接地连接，但并不局限于此。具体也可基于实际应用场景需求确定，在此不作限定。

[0064] 图2为本申请实施例提供的一种标签识别方法的流程示意图。该方法的执行主体可以为计算机设备。如图2所示，该方法包括以下步骤。

[0065] 步骤201、计算机设备获取待识别信息。

[0066] 该待识别的信息可以包括至少两种类型的数据，该至少两种类型可以包括但不限于：文本、图像、音频、视频等。例如，待识别图像可以包括图像以及图像的标题；待识别视频可以包括视频中图像、音频以及视频的标题等三种类型的数据。

[0067] 本申请中，可以通过目标模型对待识别信息进行标签识别，以识别出与待识别信息匹配的多个标签。该目标模型可以包括特征提取网络，可以通过以下步骤202，利用特征提取网络提取多类型特征；该目标模型还可以包括图卷积网络，该计算机设备可以预先利用图卷积网络，学习包括多个标签的标签体系之间的关联关系，也即是，学习海量标签之间的相关性，并通过以下步骤203，计算待识别信息与各个标签之间的匹配度，从而得到与该待识别信息相匹配的一个或多个标签。

[0068] 步骤202、计算机设备通过特征提取网络对该待识别信息进行多类型特征提取，得到该待识别信息的多类型特征。

[0069] 该多类型特征用于表征该至少两种类型的数据的数据特征；计算机设备可以通过特征提取网络提取至少两种类型的数据的数据特征，并将该至少两种类型的特征融合为该多类型特征。在一个可能实现方式中，本步骤可以包括：该计算机设备通过至少两个特征提取网络，分别对该至少两种类型的数据进行特征提取，得到该至少两种类型的数据的数据特征；该计算机设备通过目标模型的多类型融合模块，对该至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合，得到该多类型特征。其中，该多类型特征包括该待识别信息在目标维度的特征。

[0070] 在一个可能示例中，该至少两个标签属于指定类别；该指定类别可以为用户负反馈信息的类别。在一个可能示例中，该指定类别可以为不适类别，该不适类别可以包括容易引起用户反感、不适的内容，例如心理恐惧、皮肤病、蛇、虫子等。这类信息不适合推荐给所有用户。如图3所示，不适类别的标签可以包括但不限于：痘痘、密集恐惧、皮肤病、蛇、心理恐惧等，可以结合与不适类别相关的全部标签，构建图卷积网络的标签拓扑图，以识别待识别图像可能匹配的不适类别的标签。当然，该指定类别可以基于需要进行配置，例如，该指定类别还可以为节假日主题类别、职场类别、热门影视剧类别等，本申请实施例对该指定类别不做具体限制。

[0071] 在一个可能示例中，每种类型的数据的数据特征可以包括对应类型的数据的标签置信度。则本步骤中，对于每种类型的数据，该计算机设备可以通过该类型对应的特征提取网络提取该数据的特征；并通过该特征提取网络的分类器，根据提取的数据的特征，确定该

数据的标签置信度,该标签置信度用于指示该数据与至少两个标签匹配的可能性;示例性的,所提取的数据的特征可以为该数据的语义特征。则该计算机设备对多种类型的数据的数据特征进行融合的步骤可以包括:该计算机设备通过该多类型融合模块,对该至少两种类型的数据的标签置信度进行融合,得到该待识别信息的融合置信度。例如,待识别图像包括图像和标题两种数据类型时,文本类型的标题的数据特征可以包括该标题的标题标签置信度。图像类型的图像的数据特征可以包括图像的文本标签置信度。则计算机设备可以通过拼接或MoE (Mixture of Experts,混合专家)机制等,对标题标签置信度和文本标签置信度进行融合,得到融合置信度,以减小不同类型数据的差异。

[0072] 在另一个可能示例中,该每种类型的数据的数据特征也可以包括对应类型的数据的语义特征。计算机设备可以对语义特征进行融合,再将融合特征给到分类器以获取待识别信息的融合置信度。则本步骤中,对于每种类型的数据,该计算机设备可以通过该类型对应的特征提取网络提取该数据的特征,该特征可以为数据的语义特征。则计算机设备通过目标模型的多类型融合模块,对该至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合,得到该多类型特征的步骤可以包括:该计算机设备通过该多类型融合模块,对该至少两种类型的数据的特征进行特征融合,得到该待识别信息的融合特征,并通过该特征提取网络的分类器,根据该待识别信息的融合特征,确定该待识别信息的融合置信度,该融合置信度用于指示该待识别信息与至少两个标签匹配的可能性。

[0073] 特征提取网络可以包括用于提取图像数据的图像网络模型以及用于提取文本特征的文本网络模型。例如,文本网络可以采用预训练模型BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers,基于转换器的双向编码表征)模型,图像网络模型可以采用预训练模型BiT (Big Transfer,是基于大规模预训练应用于迁移学习的神经网络)模型作为提取图像特征的模型,例如,BiT模型可以包括在ImageNet22K(包含22k个类别的大型数据集)上预训练的Resnet50 (Residual Network,残差网络)模型;可以在训练目标模型之前先对BERT模型和BiT模型进行预训练,以提高网络的表征能力。

[0074] 本步骤中,通过对待识别信息进行多种类型特征的提取,从而从多个类型准确定位待识别信息的语义,还可以通过特征融合将多个类型的数据特征融合为多类型特征,使得该多类型特征能够全方位、准确的表征待识别信息的各维度特征,并且,该多类型特征可以是待识别信息的标签置信度的形式,从而初步得到各个标签与各个类型的数据之间的匹配情况,后续利用全局标签特征进一步识别,从而提高后续标签识别的准确性。

[0075] 步骤203、计算机设备基于该多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定该待识别信息与该每个标签之间的匹配度。

[0076] 该全局标签特征包括至少两个标签的全局特征,该至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的。待识别信息与每个标签之间的匹配度用于指示该待识别信息所表征的语义与该标签的相符合的可能性。例如,每个标签的全局特征可以表示该标签的标签特征以及该标签与全局标签中其他标签之间的关联关系。

[0077] 本申请中,可以通过图卷积网络预先得到全局标签特征,示例性的,每当需要使用目标模型进行识别待识别信息时,可以读取该全局标签特征,并通过上述步骤202提取多类型特征,根据该多类型特征和该全局标签特征,确定每个标签与待识别信息之间的匹配概

率。在一个可能实现方式中,该每个标签的特征维度与该多类型特征的特征维度相同。示例性的,该全局标签特征可以包括该至少两个标签中每个标签在目标维度的特征权重,该多类型特征包括该待识别信息在目标维度的特征,则本步骤可以包括:计算机设备根据该全局标签特征所包括的每个标签在目标维度的特征权重、以及该多类型特征所包括的目标维度的特征,分别确定该每个标签与该待识别信息之间的匹配概率。示例性的,该多类型特征可以包括至少两种类型的数据中每种类型的数据在目标维度的特征。例如,该计算机设备可以计算每个标签的全局特征矩阵与该多类型特征矩阵之间的乘积,通过全局特征矩阵对该多类型特征矩阵进行特征加权,以得到待识别信息与每个标签相符合的匹配概率。

[0078] 在一个可能实现方式中,该全局标签特征可以通过目标模型的图卷积网络得到,该目标模型可以包括特征提取网络和图卷积网络。其中,该图卷积网络包括预先构建并训练好的标签拓扑图;例如,可以预先利用多个标签的初始特征,构建初始标签拓扑图,并结合特征提取网络对初始标签拓扑图进行训练得到标签拓扑图。在一个可能示例中,可以通过初始特征提取网络提取样本集合的多类型特征,通过初始图卷积网络获取多个标签的初始全局标签特征,并根据该多类型特征和初始全局标签特征,预测样本集合的样本标签;从而基于样本标签和真值标签之间的差异,对初始特征提取网络和初始图卷积网络进行训练,得到包括图卷积网络和特征提取网络的目标模型。

[0079] 在一个可能示例中,该目标模型的训练方式,可以通过以下步骤S1至S4实现。

[0080] 步骤S1、计算机设备构建初始模型。

[0081] 该初始模型包括初始特征提取网络和初始图卷积网络。该初始特征提取网络可以包括至少两个初始特征提取网络,用于对应提取至少两种类型的数据的数据特征。

[0082] 步骤S2、计算机设备将该至少两个标签的初始特征输入该初始图卷积网络,基于该至少两个标签的初始特征和该初始图卷积网络的特征相关函数,输出初始全局标签特征。

[0083] 该特征相关函数用于指示该至少两个标签之间的相关性。在一个可能实现方式中,该计算机设备可以根据该特征相关函数指示的至少两个标签之间的相关性,对该至少两个标签的初始特征进行特征相关性处理,得到表征至少两个标签之间关联关系的初始全局标签特征。

[0084] 在一个可能实现方式中,该初始图卷积网络可以包括一个或多个初始图卷积层。当该初始图卷积网络包括至少两个初始图卷积层时,该特征相关性处理可以为通过该特征相关函数对输入每个层的标签的特征进行全局相关性的计算;在一个可能示例中,初始图卷积网络可以包括至少两个初始图卷积层;则本步骤可以包括:该计算机设备将该至少两个标签的初始特征输入第一个初始图卷积层;对于每个初始图卷积层,该计算机设备通过该至少两个标签之间的关联关系和该特征相关函数,对该至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到该至少两个标签的第二特征,将该至少两个标签的第二特征输入该初始图卷积层的下一初始图卷积层,该第一特征是指输入该初始图卷积层的至少两个标签的特征,该第二特征是指该初始图卷积层输出的至少两个标签的特征;该计算机设备将最后一个初始图卷积层输出的至少两个标签的第二特征作为该初始全局标签特征。该初始全局标签特征包括至少两个标签在目标维度的初始特征权重。示例性的,上一个初始图卷积层的输出,为下一个初始图卷积层的输入。输入至第一个初始图卷积层的第一特征可以为该

至少两个标签的初始特征,可以利用特征相关函数,对该至少两个标签的初始特征进行全局相关性计算,并输入至下一初始图卷积层。当然,如果该初始图卷积网络包括一个初始图卷积层,则计算机设备将至少两个标签的初始特征直接输入该初始图卷积层,并通过该特征相关函数和该至少两个标签的关联关系,对该至少两个标签的初始特征进行全局相关性处理,直接获取该初始图卷积层输出的至少两个标签的初始全局特征。

[0085] 在一个可能示例中,可以采用拓扑图的形式表示各个标签之间的关联关系。示例性的,该图卷积网络的每个图卷积层包括标签拓扑图,该标签拓扑图用于表示该至少两个标签的特征及该至少两个标签之间的关联关系。例如,该图卷积网络可以为GCN(Graph Convolution Network,图卷积网络)。则计算机设备可以先利用各个标签的特征构建初始标签拓扑图,并在模型训练过程中对初始标签拓扑图进行优化。对于每个初始图卷积层,该计算机设备对至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到第二特征的过程可以包括:该计算机设备基于该至少两个标签至少两个标签之间的关联关系和该至少两个标签的第一特征,构建初始标签拓扑图;其中,该初始标签拓扑图包括至少两个顶点以及该至少两个顶点之间的边,该至少两个顶点对应的第一顶点描述矩阵用于表示该至少两个标签的第一特征,该至少两个顶点之间的边对应的相关性矩阵用于表示该至少两个标签之间的关联关系;该计算机设备根据该特征相关函数,计算该相关性矩阵、该第一顶点描述矩阵与该特征相关函数的权重矩阵之间的乘积,得到第二顶点描述矩阵。其中,该相关性矩阵包括该至少两个标签之间的共同出现的概率,该第二顶点描述矩阵用于表示该至少两个标签的第二特征。在一个可能示例中,该特征相关函数可以包括该至少两个标签的第一特征、该至少两个标签之间的关联关系以及第二特征之间的关系表达式。示例性的,该特征相关函数可以为如下公式一所示的关系表达式的形式,该特征相关函数的输入是第一顶点描述矩阵和相关性矩阵,经过特征相关函数处理后得到输出给下一层的第二顶点描述矩阵:

[0086] 公式一: $H^{l+1} = f(H^l, A)$;

[0087] 其中, H^l 表示该第一顶点描述矩阵,也即是第 l 层的顶点描述矩阵; H^{l+1} 表示该第二顶点描述矩阵,也即是第 $(l+1)$ 层的顶点描述矩阵; A 表示相关性矩阵, A 中各个元素表示每两个标签之间共同出现的概率; f 表示特征相关函数。在一个可能示例中,该特征相关函数可以包括权重矩阵,该权重矩阵表示至少两个标签之间相关性的的大小;示例性的,以下公式二示出了特征相关函数 f 的一种可能形式:

[0088] 公式二: $H^{l+1} = h(\hat{A}H^lW^l)$;

[0089] 其中, \hat{A} 表示相关性矩阵, \hat{A} 可以是为对相关性矩阵 A 进行归一化后得到的矩阵; W^l 表示权重矩阵;示例性的,可以采用可以学习的变换矩阵作为权重矩阵,例如,权重矩阵可以为拉普拉斯矩阵(Laplacian matrix); h 表示非线性激活函数,例如, h 可以是Leakey ReLU(带泄露修正线性单元),其中,ReLU(Rectified linear unit,修正线性单元)。通过该特征相关函数,可以使用堆叠多层图卷积的方式来对顶点之间的复杂内在关系进行学习和建模。

[0090] 需要说明的是,图卷积网络的输入是全局标签的初始特征,该初始特征可以为标签的embedding(词嵌入)矩阵。本申请中可以采用以下示例一至示例三举例的三种方

式获取该初始特征。示例一,可以从语料库中获取标签的词向量作为该标签的embedding矩阵;例如,对于某一标签,可以根据该标签的不同语言表示,从中文语料库中获取表示该标签的中文语料的embedding矩阵或从英文语料库中获取表示该标签的英文语料的embedding矩阵。示例二,可以通过图像特征获取标签的初始特征;例如,可以通过神经网络提取图像集合中每个图像的图像特征,并根据各个图像的标签和各个图像的图像特征,统计各个标签的初始特征;例如,对于每个标签,将包括该标签的各个图像的图像特征矩阵的平均值,作为该标签的embedding矩阵。示例三,可以通过多种数据类型的数据的概率特征,获取标签的初始特征;例如,对于图像集合,可以通过神经网络提取图像集合的文本特征,以及提取图像集合的图像特征;该文本特征包括文本与各个标签匹配的概率,该图像特征包括图像与各个标签匹配的概率;然后根文本特征和图像特征,统计各个标签的初始特征;例如,文本可以包括图像集合中各个图像的标题,图像集合的文本特征可以包括图像集合中各个图像的标题特征。在示例三中,可以将图像集合中图像的文本特征和图像特征进行拼接,得到各个图像的拼接概率矩阵;对于每个标签,将包括该标签的各个图像的拼接概率矩阵的平均值,作为该标签的embedding矩阵。

[0091] 需要说明的是,如图3所示,在GCN网络的第一个图卷积层中,输入大量描述标签特征的初始特征向量,例如,C个标签的词嵌入矩阵可以是维度为d的初始特征矩阵,在初始图卷积网络中,先基于每个标签对应的顶点描述矩阵H和相关性矩阵,构建初始标签拓扑图;如图4所示,构建以标签的顶点描述矩阵H为顶点、以相关性矩阵A为边的标签拓扑图;利用特征相关函数计算,例如,在第二个初始图卷积层中,输入维度为d'的特征矩阵;经过多个初始图卷积层,从而最终输出维度为D的全局标签特征;而每个标签的特征向量与多类型特征的特征向量的维度对齐,例如,该全局标签特征可以为一个 $D \times C$ (表征向量维度 \times 类别数)的标签关系矩阵,D可以表示目标维度,C表示标签数,也即是类别数;最后将这个标签关系矩阵与多类型特征的特征向量矩阵相乘,得到对每一个标签的匹配概率,也即是,待识别信息的语义与C个标签中每个标签相符合的概率。

[0092] 步骤S3、计算机设备将样本集合输入该初始特征提取网络,基于该初始特征提取网络输出的样本特征以及该初始图卷积网络输出的初始全局标签特征,预测该样本集合的样本标签。

[0093] 该样本集合包括多个样本以及该多个样本的真值标签。每个样本的真值标签可以为与该样本真实匹配的标签。该初始全局标签特征中至少两个标签的特征维度与该样本特征的特征维度相同。其中,该样本特征可以是样本的多类型特征,用于表征样本所包括的至少两种类型的数据的数据特征。该计算机设备将已标注真值标签的样本集合输入初始特征提取网络,以提取该样本集合中各个样本的样本特征;根据初始全局标签特征中至少两个标签在目标维度的初始特征权重、以及样本特征所包括的目标维度的特征,分别确定每个标签与该样本之间的匹配概率。示例性的,可以将匹配概率大于匹配阈值的标签作为所预测的该样本集合的样本标签。

[0094] 在一个可能示例中,该初始特征提取网络可以为预训练模型,对于该初始特征提取网络的预训练过程,可以采用大规模的预训练语料进行训练。其中,该初始特征提取网络包括用于提取文本特征的初始文本网络;以该初始文本网络的预训练过程为例,该过程可以包括:该计算机设备将第一训练数据集中至少两个样本文本所包括的词进行遮挡,得到

至少两个第一样本文本,通过该初始文本网络对该至少两个第一样本文本中被遮挡的词进行预测,得到预测遮挡词,该第一训练数据集包括至少两个样本文本,每个样本文本包括至少两个词;该计算机设备通过该初始文本网络预测第二训练数据集所包括的至少两个样本文本对的上下文信息,得到该至少两个样本文本对的预测上下文信息,该第二训练数据集包括带有标注标签的至少两个样本文本对,该标注标签包括样本文本对的上下文信息;该计算机设备基于该第一训练数据集的被遮挡的词与预测遮挡词之间的相似度,以及该第二训练数据集的标注标签与预测上下文信息之间的相似度,对该初始文本网络的模型参数进行调整,直至该初始文本网络达到第二目标条件时停止调整,得到预训练的文本网络。示例性的,该计算机设备可以预先获取第一训练数据集和第二训练数据集。例如,该第一训练数据集中样本文本可以是包括多个词的句子,例如,句子可以具备一定的语言逻辑,例如,句子可以是主谓宾关系的语句,遮挡词是句子中某个词汇。该第二训练数据集中样本文本对可以是包括两个句子的句子对。标注标签可以是该两个句子的上下文关系。例如,标注标签可以是:该两个句子具备上下文关系,句子A是句子B的下一句话;或者,句子A和句子B不具备上下文关系等。可以训练初始文本网络对句子中某个被遮挡词进行预测的能力,以及对句子对的上下文信息的预测能力,以使初始文本网络充分学习到上下文语义特征。

[0095] 示例性的,文本网络可以采用预训练模型BERT模型,对于初始BERT模型的预训练过程,可以使用双向Transformer(转换器)结构在大规模无监督语料上训练以下两个任务:

[0096] 任务一:Masked LM(Masked Language Model,掩码语言模型)任务(随机遮挡部分输入词,然后对那些被遮挡的词进行预测);例如,随机遮挡全部语料中15%的token(词),其中,80%的token用遮挡词代替,10%的token用任意token代替,剩余10%的token保持不变。训练网络时初始文本网络需要通过上下文语义预测出被mask(遮挡)掉token的对应值。

[0097] 任务二:Next Sentence Prediction(预测下一个句子),也即是,给定两个句子A和B,其中B有50%的可能性是A的下一句话,训练网络时初始文本网络需要预测B是否是A的下一句话。

[0098] 需要说明的是,BERT模型通过在大规模无监督语料上训练这两个任务,可以使得网络学习到充分的上下文语义特征,并且在预训练阶段由于不需要标注数据,因此可以收集庞大的无监督语料用于预训练,节省了人力成本,且预训练之后使得初始文本网络、初始图像网络的表征能力得到大幅度提升,预训练之后,只需要在目标模型训练时finetune(微调)BERT模型即可,也即是,在后续训练目标模型过程finetune BERT模型时,只需要少量标注样本即可取得很好的训练效果。

[0099] 在一个可能示例中,图像网络可以采用预训练模型BiT模型作为提取图像特征的模块;由于BiT模型针对预训练做了优化,使用更大规模的预训练语料;例如,在预训练阶段用GN(Group Normalization,组归一化)和Weight Standardization(权重标准化)取代BN(Batch Normalization,批归一化),减少batch size(批处理参数)大小对训练的影响;提出HyperRule(超规则)机制减少finetune阶段的调参工作。BiT模型的表征能力通过预训练的优化得到大幅度提升,在下游的微调训练任务上只需要较少的标注样本进行finetune即可达到很好的效果,提高了模型训练的效率 and 训练得到的目标模型识别标签的准确性。

[0100] 步骤S4、计算机设备基于该样本集合的真值标签和该样本标签之间的相似度,对该图卷积网络的特征相关函数进行调整,以及对该特征提取网络的模型参数进行调整,直

至该初始模型达到第一目标条件时停止调整,得到该目标模型。

[0101] 该计算机设备可以利用损失函数,计算样本的真值标签和预测的样本标签之间的相似度,并根据计算出的相似度,对图卷积网络的特征相关函数、特征提取网络的模型参数进行调整;例如,可以采用梯度下降法对初始模型进行优化,以得到包括训练好的图卷积网络以及特征提取网络的目标模型;从而可以使用目标模型中训练好的图卷积网络,获取全局标签特征,并通过特征提取网络获取待识别信息的多类型特征。其中,该目标模型还可以包括多类型融合模块,该多类型融合模块中可以包括特征融合网络,用于多多类型数据的数据特征进行特征融合。当然,在训练阶段,也可以对该特征融合网络的模型参数进行优化。该第一目标条件可以包括但不限于:训练时间超过预设时间阈值、迭代次数超过预设次数阈值、真值标签和样本标签之间的差异小于阈值差异阈值等。

[0102] 在一个可能实现方式中,该特征相关函数包括有权重矩阵,该计算机设备可以基于该样本集合的真值标签和该样本标签之间的相似度,对该特征相关函数中的权重矩阵进行调整。

[0103] 需要说明的是,通过上述对目标模型的训练过程,得到能够准确输出大量标签之间的全局标签特征的图卷积网络;在训练过程中,通过将全局标签的初始特征输入初始图卷积网络中,例如,该全局标签可以包括基于需要配置的所有标签,初始特征可以是标签的词嵌入矩阵;得到初始全局标签特征;再通过初始特征提取网络提取样本集合的样本特征,并利用初始全局标签特征与该样本特征,预测得到样本的样本标签。从而可以基于样本标签和真值标签之间的差异,对初始图卷积网络中的特征相关函数进行调整,例如可以调整特征相关函数包括的权重矩阵;而该权重矩阵表示了至少两个标签之间相关性的大小,通过调整该权重矩阵,从而在层层图卷积层的数据传输过程中,不断对初始全局标签特征进行优化,进而得到能准确表征各个标签之间相关性的矩阵。

[0104] 并且,使用图卷积网络GCN建模标签之间的拓扑关系,使用图拓扑结构建立多标签之间的相关性,拓扑图中的节点即是多标签分类任务中的全部需要用到的不同标签,拓扑图中节点之间的边即是不同标签之间的相互联系,边的权重即是不同相关标签的相关性大小,通过该图卷积网络即可灵活构建各个标签之间的关联关系,并且,标签的数量可以根据需要进行扩大,从而提高本申请的标签识别的扩展性和灵活性。

[0105] 而且,以标签的初始特征作为先验特征,在模型训练阶段利用机器学习技术,得到相互依赖的 $D \times C$ 的全局标签特征矩阵,该全局标签特征矩阵相当于 C 个标签对应的目标分类器。由于从标签的初始特征,到最终输出 $D \times C$ 的全局标签特征矩阵之间的各个图卷积层的映射参数是在所有类别(也即是全局标签)之间共享,因此训练目标模型时会基于真值标签和样本标签之间的差异来调整GCN的特征相关函数,使得训练时梯度会回传到初始图卷积网络,从而实现对初始图卷积网络的有效优化,实现对标签的相关性进行隐式建模。

[0106] 步骤204、计算机设备基于该待识别信息与每个标签之间的匹配度,确定该待识别信息的标签。

[0107] 该计算机设备通过计算每个标签的全局特征矩阵与该多类型特征矩阵之间的乘积,得到各个标签的匹配概率。该匹配概率为该待识别信息的语义与该标签相符合的可能性,例如,匹配概率表示了该待识别信息中图像内容包括该标签的可能性、图像内容与该标签相关的可能性等。该计算机设备可以通过分类器,将匹配概率符合第三目标条件的标签

确定为该待识别信息的标签。例如,该第三目标条件可以包括但不限于:匹配概率大于目标匹配度阈值(例如匹配概率大于0.5,匹配概率大于0.7等),匹配概率位于目标范围阈值(例如匹配概率大于0.5且小于1,匹配概率大于0.4且小于0.9等)等。

[0108] 如图3所示,目标模型的总体结构如图3所示,可以包括Representation learning(表征学习模块)、Graph Convolutional Network(图卷积网络)多标签关系建模模块、多类型融合模块。Representation learning模块包括BiT模型和BERT模型。将待识别的图像输入BiT模型,通过BiT模型,提取如图3中漫画图像的图像特征,并通过分类器进一步得到图像的图像特征D1。将待识别的漫画图像的标题“解说心理恐惧漫画《XXXXXX》第4话:XXXXXX深夜偶遇XXXXXX,XX揭开XX之谜!”,输入BERT模型,通过BERT模型,提取文本特征,并通过分类器进一步得到标题的文本特征D2。通过多类型融合模块,采用拼接或者MoE机制等方式对D1和D2进行融合,得到D维多类型特征;例如,可以通过文本任务、图像任务,将文本特征输入分类器,得到文本特征对应的文本标签置信度,将图像特征输入分类器,得到图像特征对应的图像标签置信度,对文本标签置信度和图像标签置信度进行融合,得到D维融合置信度矩阵。或者,也可以对图像特征和文本特征进行特征融合,将融合后的特征输入分类器,得到表示多类型特征的D维融合置信度矩阵。又或者,也可以直接将融合后的特征作为多类型特征的表示多类型特征的D维融合特征矩阵。当然,除了利用MoE机制进行特征融合以外,还可以采用其它方式进行特征融合,例如,多类型融合模块中可以采用的方式包括但不限于:MoE、Concat(拼接)、Mix Concat(混合拼接)、Attention(注意力机制)、LMF(Low-rank Multimodal Fusion,低秩多模态融合)、Gcforest(深度森林模型)等特征融合方式。通过GCN网络,获取C个标签的全局标签矩阵 $D \times C$ (D表示全局标签矩阵与多类型特征的维度相同,例如全局标签矩阵可以包括C个D维矩阵)。计算多类型特征对应的D维矩阵与该全局标签矩阵 $D \times C$ 之间的矩阵相乘的乘积,进一步得到待识别图像与C个标签中每个标签之间的匹配概率。

[0109] 本申请实施例的标签识别方法,可以通过特征提取网络对待识别信息进行多类型特征提取,得到的多类型特征可以表征至少两种类型的数据的数据特征;基于多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定待识别信息与每个标签之间的匹配度,从而基于该匹配度确定待识别信息的标签,由于全局标签特征包括的至少两个标签的全局特征,是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的,因此,全局标签特征能够表征在全局标签范围内各个标签相互之间存在的关联关系,通过结合多个标签之间的全局相关性进行标签识别,避免了孤立处理单个标签导致的识别出错的问题,能够提高标签识别的准确性。

[0110] 并且,使用图卷积网络建模标签之间的拓扑关系,可灵活构建各个标签之间的关联关系,标签的数量可以根据需要进行扩大,使得本申请可以适用于识别任何规模的标签与待识别信息之间的匹配度,从而提高本申请的标签识别的扩展性和灵活性。

[0111] 在一个可能实施场景中,该待识别信息可以为待识别图像。

[0112] 图5为本申请实施例提供的一种基于标签识别的封面图像确定方法的流程图,如图5所示,该方法的执行主体可以为服务器,该方法可以包括以下步骤:

[0113] 步骤501、响应于封面图获取请求,服务器获取至少一个待识别图像。

[0114] 在为用户选择封面图时,服务器可以对图像进行标签识别,以基于识别出的标签

过滤掉不适合的封面图像。在一个可能场景中,服务器接收终端发送的封面图获取请求,基于该封面图获取请求,获取一个或多个待识别图像,并基于步骤502-504,识别该待识别图像的标签,以基于该待识别图像的标签选择合适的封面图像。

[0115] 步骤502、服务器通过特征提取网络对每个待识别图像进行多类型特征提取,得到每个该待识别图像的多类型特征。

[0116] 服务器可以通过特征提取网络识别待识别图像的图像特征、待识别图像的文本特征,并对图像特征和文本特征进行特征融合,得到多类型特征。

[0117] 步骤503、对于每个待识别图像,服务器基于该多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定该待识别信息与该每个标签之间的匹配度。

[0118] 服务器可以通过目标模型的图卷积网络获取该全局标签特征,该全局标签特征包括至少两个标签的全局特征,该至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的。因此,每个标签的全局特征用于表示该标签的标签特征以及该标签在全局所包括的标签中与其他标签之间的关联关系。该多类型特征与全局标签特征的维度相同,该服务器可以计算多类型特征的特征矩阵与全局标签特征的特征矩阵之间的乘积,得到该待识别图像的多类型特征与每个标签的全局特征之间的匹配度。

[0119] 步骤504、服务器基于该待识别图像与每个标签之间的匹配度,确定每个待识别图像的标签。

[0120] 服务器可以将匹配度符合第三目标条件的标签作为该待识别图像的标签。需要说明的是,上述步骤502-504的实现方式为与上述步骤与201-204同理的过程,此处不再一一赘述。

[0121] 步骤505、服务器基于所确定的每个待识别图像的标签,从所确定的至少一个待识别图像中选择不包括第一目标类别的标签的图像作为封面图像。

[0122] 该服务器可以向终端发送该封面图像。该第一目标类别为用户负反馈图像的类别;例如,该第一目标类别可以为不适图像类别,该不适图像类别可以包括容易引起用户反感、不适的内容的图像,例如心理恐惧图像或者包括皮肤病、蛇、虫子等内容的图像。这类信息不适合推荐给所有用户。如图3所示,可以结合与不适图像类别相关的全部标签,构建图卷积网络的标签拓扑图,以识别待识别图像可能匹配的不适图像类别的标签。当然,匹配到待识别图像的标签有虫子、痘痘等标签时,则不适合被选中为封面图像。如图6所示,该图像同时具备密集恐惧标签和虫子标签,可以通过图3中构建图卷积网络的标签拓扑图,挖掘出密集恐惧和虫子之间相关联的关系。

[0123] 在一个可能示例中,该服务器获取不包括第一目标类别的标签的至少一个候选图像,并向终端发送该至少一个候选图像;终端可以向服务器发送该至少一个候选图像中被用户选中的候选图像,服务器将用户选中的候选图像作为封面图像。

[0124] 在又一可能实施场景中,该待识别信息可以为待向用户推荐的待推荐信息,例如,待推荐的视频、文章、音频、图像等信息。

[0125] 图7为本申请实施例提供的一种基于标签识别的信息推荐方法的流程图,如图7所示,该方法的执行主体可以为服务器,该方法可以包括以下步骤:

[0126] 步骤701、响应于信息推荐请求,服务器获取至少一个待推荐信息。

[0127] 在为推荐信息时,例如推送视频流,计算机设备可以对待推荐的信息进行标签识别,以基于识别出的标签,适时调整推荐策略,例如,过滤掉不适合推荐的信息,或者基于识别出的标签降低待推荐信息的推荐权重等。该待推荐信息可以为文本、图像、视频流、音频等。在一个可能示例中,服务器接收终端发送的信息推荐请求,基于该信息推荐请求,获取至少一个待推荐信息,并基于步骤702-704,识别该待推荐信息的标签,以基于所识别标签进行信息推荐。

[0128] 步骤702、服务器通过特征提取网络对每个待推荐信息进行多类型特征提取,得到每个待推荐信息的多类型特征。

[0129] 服务器可以通过特征提取网络,提取待推荐信息的图像特征、待推荐信息的文本特征、音频特征等多种类型的数据的数据特征,并对图像特征、文本特征、音频特征等进行特征融合,得到每个待推荐信息的多类型特征。

[0130] 步骤703、对于每个待推荐信息,服务器基于该多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定该待推荐信息与该每个标签之间的匹配度。

[0131] 服务器可以通过目标模型的图卷积网络获取该全局标签特征,该服务器可以计算多类型特征的特征矩阵与全局标签特征的特征矩阵之间的乘积,得到该待推荐信息与每个标签之间的匹配度。

[0132] 步骤704、服务器基于该待推荐信息与每个标签之间的匹配度,确定每个待推荐信息的标签。

[0133] 服务器可以将匹配度符合第三目标条件的标签作为该待推荐信息的标签。需要说明的是,上述步骤702-704的实现方式为与上述步骤与201-204同理的过程,此处不再一一赘述。

[0134] 步骤705、如果该待推荐信息的标签属于第二目标类别,服务器降低该待推荐信息的推荐权重。

[0135] 该推荐权重用于指示向用户推荐该待推荐信息的可能性,例如,该推荐权重可以为向用户推荐该待推荐信息的概率。该第二目标类别为用户负反馈信息的类别。例如,该第二目标类别可以为不适图像类别。或者,该第二目标类别也可以为用户不感兴趣的类别。该服务器降低该所确定的待推荐信息中包括第二目标类别的标签的信息的推荐权重,以在后续推荐过程中,降低推荐该信息的推荐概率。例如,服务器可以按照一定的降权系数,降低该待推荐信息的推荐权重,例如,降权系数可以为0.5,则可以计算视频A的推荐权重0.8与降权系数之间的乘积值 $0.8 \times 0.5 = 0.4$,也即是,视频A的推荐权重降为0.4。

[0136] 在一个可能示例中,该服务器通过步骤705调整各个待推荐信息的推荐权重,在步骤705之后,该服务器可以根据调整后的推荐权重,向用户推送待推荐信息中对应推荐权重符合第四目标条件的目标信息,例如,第四目标条件可以包括但不限于:推荐权重不低于0.5、推荐权重大于0.6且小于0.9等。

[0137] 图8为本申请实施例提供的一种标签识别装置的结构示意图。如图8所示,该装置包括:

[0138] 特征提取模块801,用于获取待识别信息,并通过特征提取网络对该待识别信息进行多类型特征提取,得到该待识别信息的多类型特征,该待识别信息包括至少两种类型的数据,该多类型特征用于表征该至少两种类型的数据的数据特征;

[0139] 匹配度确定模块802,用于基于该多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定该待识别信息与该每个标签之间的匹配度,该全局标签特征包括至少两个标签的全局特征,该至少两个标签的全局特征是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的;

[0140] 识别模块803,用于基于该待识别信息与该每个标签之间的匹配度,确定该待识别信息的标签。

[0141] 在一个可能实现方式中,该全局标签特征通过目标模型的图卷积网络得到,该目标模型包括该特征提取网络和该图卷积网络;该装置还包括模型训练模块,包括:

[0142] 构建单元,用于构建初始模型;

[0143] 全局标签关联单元,用于将该至少两个标签的初始特征输入该初始图卷积网络,基于该至少两个标签的初始特征和该初始图卷积网络的特征相关函数,输出初始全局标签特征;

[0144] 样本预测单元,用于将样本集合输入该初始特征提取网络,基于该初始特征提取网络输出的样本特征以及该初始图卷积网络输出的初始全局标签特征,预测该样本集合的样本标签;

[0145] 调整单元,用于基于该样本集合的真值标签和该样本标签之间的相似度,对该初始图卷积网络的特征相关函数进行调整,以及对该初始特征提取网络的模型参数进行调整,直至该初始模型达到第一目标条件时停止调整,得到该目标模型;

[0146] 其中,该至少两个标签属于指定类别;该特征相关函数用于指示该至少两个标签之间的相关性,该初始模型包括初始特征提取网络和初始图卷积网络,该样本集合包括多个样本以及该多个样本的真值标签。

[0147] 在一个可能实现方式中,该初始图卷积网络包括至少两个初始图卷积层;该全局标签关联单元,用于:

[0148] 将该至少两个标签的初始特征输入第一个初始图卷积层;

[0149] 对于每个初始图卷积层,通过该至少两个标签之间的关联关系和该特征相关函数,对该至少两个标签的第一特征进行全局相关性处理,得到该至少两个标签的第二特征,将该至少两个标签的第二特征输入该初始图卷积层的下一初始图卷积层,该第一特征是指输入该初始图卷积层的至少两个标签的特征,该第二特征是指该初始图卷积层输出的至少两个标签的特征;

[0150] 将最后一个初始图卷积层输出的至少两个标签的第二特征,作为该初始全局标签特征。

[0151] 在一个可能实现方式中,该图卷积网络的每个图卷积层包括标签拓扑图,该标签拓扑图用于表示该至少两个标签的特征及该至少两个标签之间的关联关系;

[0152] 该全局标签关联单元,用于基于该至少两个标签之间的关联关系和该至少两个标签的第一特征,构建初始标签拓扑图;根据该特征相关函数,计算该相关性矩阵、该第一顶点描述矩阵与该特征相关函数的权重矩阵之间的乘积,得到第二顶点描述矩阵,该相关性矩阵包括该至少两个标签之间的共同出现的概率,该第二顶点描述矩阵用于表示该至少两个标签的第二特征;

[0153] 其中,该初始标签拓扑图包括至少两个顶点、以及该至少两个顶点之间的边,该至

少两个顶点对应的第一顶点描述矩阵用于表示该至少两个标签的第一特征,该至少两个顶点之间的边对应的相关性矩阵用于表示该至少两个标签之间的关联关系;

[0154] 在一个可能实现方式中,该调整单元,用于基于该样本集合的真值标签和该样本标签之间的相似度,对该特征相关函数中的权重矩阵进行调整。

[0155] 在一个可能实现方式中,该初始特征提取网络包括用于提取文本特征的初始文本网络;该装置还包括:

[0156] 遮挡预测模块,用于将第一训练数据集中至少两个样本文本所包括的词进行遮挡,得到至少两个第一样本文本,通过该初始文本网络对该至少两个第一样本文本中被遮挡的词进行预测,得到预测遮挡词,该第一训练数据集包括至少两个样本文本,每个样本文本包括至少两个词;

[0157] 上下文预测模块,用于通过该初始文本网络预测第二训练数据集所包括的至少两个样本文本对的上下文信息,得到该至少两个样本文本对的预测上下文信息,该第二训练数据集包括带有标注标签的至少两个样本文本对,该标注标签包括样本文本对的上下文信息;

[0158] 预训练模块,用于基于该第一训练数据集的被遮挡的词与预测遮挡词之间的相似度,以及该第二训练数据集的标注标签与预测上下文信息之间的相似度,对该初始文本网络的模型参数进行调整,直至该初始文本网络达到第二目标条件时停止调整,得到预训练的文本网络。

[0159] 在一个可能实现方式中,该特征提取模块801,还用于通过至少两个特征提取网络,分别对该至少两种类型的数据进行特征提取,得到该至少两种类型的数据的数据特征;通过目标模型的多类型融合模块,对该至少两种类型的数据的数据特征进行特征融合,得到该多类型特征。

[0160] 在一个可能实现方式中,该特征提取模块801,还用于对于每种类型的数据,通过该类型对应的特征提取网络提取该数据的特征;通过该类型对应的特征提取网络的分类器,根据提取的该数据的特征,确定该数据的标签置信度,该标签置信度用于指示该数据与该至少两个标签匹配的可能性;

[0161] 该特征提取模块801,还用于通过该多类型融合模块,对该至少两种类型的数据的标签置信度进行融合,得到该待识别信息的融合置信度。

[0162] 在一个可能实现方式中,该多类型特征包括该待识别信息在目标维度的特征;该匹配度确定模块802,用于根据该全局标签特征所包括的每个标签在目标维度的特征权重、以及该多类型特征所包括的目标维度的特征,分别确定该每个标签与该待识别信息之间的匹配概率,该每个标签的特征维度与该多类型特征的特征维度相同。

[0163] 在一个可能实现方式中,该装置还包括以下至少一项:

[0164] 封面图识别模块,用于响应于封面图获取请求,基于所确定的待识别图像的标签,从所确定的待识别图像中选择不包括第一目标类别的标签的图像作为封面图像,该第一目标类别为用户负反馈图像类别,该待识别信息为该待识别图像;

[0165] 信息推荐模块,用于响应于信息推荐请求,如果待推荐信息的标签属于第二目标类别,降低该待推荐信息的推荐权重,该推荐权重用于指示向用户推荐该待推荐信息的可能性,该第二目标类别为用户负反馈信息的类别,该待识别信息为待向用户推荐的待推荐

信息。

[0166] 本申请实施例的标签识别装置,可以通过特征提取网络对待识别信息进行多类型特征提取,得到的多类型特征可以表征至少两种类型的数据的数据特征;基于多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定待识别信息与每个标签之间的匹配度,从而基于该匹配度确定待识别信息的标签,由于全局标签特征包括的至少两个标签的全局特征,是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的,因此,全局标签特征能够表征在全局标签范围内各个标签相互之间存在的关联关系,通过结合多个标签之间的全局相关性进行标签识别,避免了孤立处理单个标签导致的识别出错的问题,能够提高标签识别的准确性。

[0167] 并且,使用图卷积网络建模标签之间的拓扑关系,可灵活构建各个标签之间的关联关系,标签的数量可以根据需要进行扩大,使得本申请可以适用于识别任何规模的标签与待识别信息之间的匹配度,从而提高本申请的标签识别的扩展性和灵活性。

[0168] 本实施例的标签识别装置可执行本申请上述实施例所示的标签识别方法,其实现原理相类似,此处不再赘述。

[0169] 图9是本申请实施例中提供了一种计算机设备的结构示意图。如图9所示,该计算机设备包括:存储器和处理器;至少一个程序,存储于存储器中,用于被处理器执行时,与现有技术相比可实现:

[0170] 通过特征提取网络对待识别信息进行多类型特征提取,得到的多类型特征可以表征至少两种类型的数据的数据特征;基于多类型特征与全局标签特征中的每个标签的全局特征,分别确定待识别信息与每个标签之间的匹配度,从而基于该匹配度确定待识别信息的标签,由于全局标签特征包括的至少两个标签的全局特征,是基于每个标签的初始特征、以及该至少两个标签之间的关联关系确定的,因此,全局标签特征能够表征在全局标签范围内各个标签相互之间存在的关联关系,通过结合多个标签之间的全局相关性进行标签识别,避免了孤立处理单个标签导致的识别出错的问题,能够提高标签识别的准确性。

[0171] 在一个可选实施例中提供了一种计算机设备,如图9所示,图9所示的计算机设备900包括:处理器901和存储器903。其中,处理器901和存储器903相连,如通过总线902相连。可选地,计算机设备900还可以包括收发器904,收发器904可以用于该计算机设备与其他计算机设备之间的数据交互,如数据的发送和/或数据的接收等。需要说明的是,实际应用中收发器904不限于一个,该计算机设备900的结构并不构成对本申请实施例的限定。

[0172] 处理器901可以是CPU(Central Processing Unit,中央处理器),通用处理器,DSP(Digital Signal Processor,数据信号处理器),ASIC(Application Specific Integrated Circuit,专用集成电路),FPGA(Field Programmable Gate Array,现场可编程门阵列)或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、硬件部件或者其任意组合。其可以实现或执行结合本申请公开内容所描述的各种示例性的逻辑方框,模块和电路。处理器901也可以是实现计算功能的组合,例如包含一个或多个微处理器组合,DSP和微处理器的组合等。

[0173] 总线902可包括一通路,在上述组件之间传送信息。总线902可以是PCI(Peripheral Component Interconnect,外设部件互连标准)总线或EISA(Extended Industry Standard Architecture,扩展工业标准结构)总线等。总线902可以分为地址总

线、数据总线、控制总线等。为便于表示,图9中仅用一条粗线表示,但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0174] 存储器903可以是ROM(Read Only Memory,只读存储器)或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备,RAM(Random Access Memory,随机存取存储器)或者可存储信息和指令的其他类型的动态存储设备,也可以是EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read Only Memory,电可擦可编程只读存储器)、CD-ROM(Compact Disc ReadOnly Memory,只读光盘)或其他光盘存储、光碟存储(包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等)、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的期望的程序代码并能够由计算机存取的任何其他介质,但不限于此。

[0175] 存储器903用于存储执行本申请方案的应用程序代码(计算机程序),并由处理器901来控制执行。处理器901用于执行存储器903中存储的应用程序代码,以实现前述方法实施例所示的内容。

[0176] 其中,计算机设备包括但不限于:服务器、终端或者能够利用模型进行标签识别的任一电子设备等。

[0177] 本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质上存储有计算机程序,当其在计算机上运行时,使得计算机可以执行前述方法实施例中标签识别方法的相应内容。

[0178] 本申请实施例提供了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行上述的标签识别方法。

[0179] 应该理解的是,虽然附图的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,其可以以其他的顺序执行。而且,附图的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段,这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,其执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其他步骤或者其他步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0180] 以上所述仅是本发明的部分实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

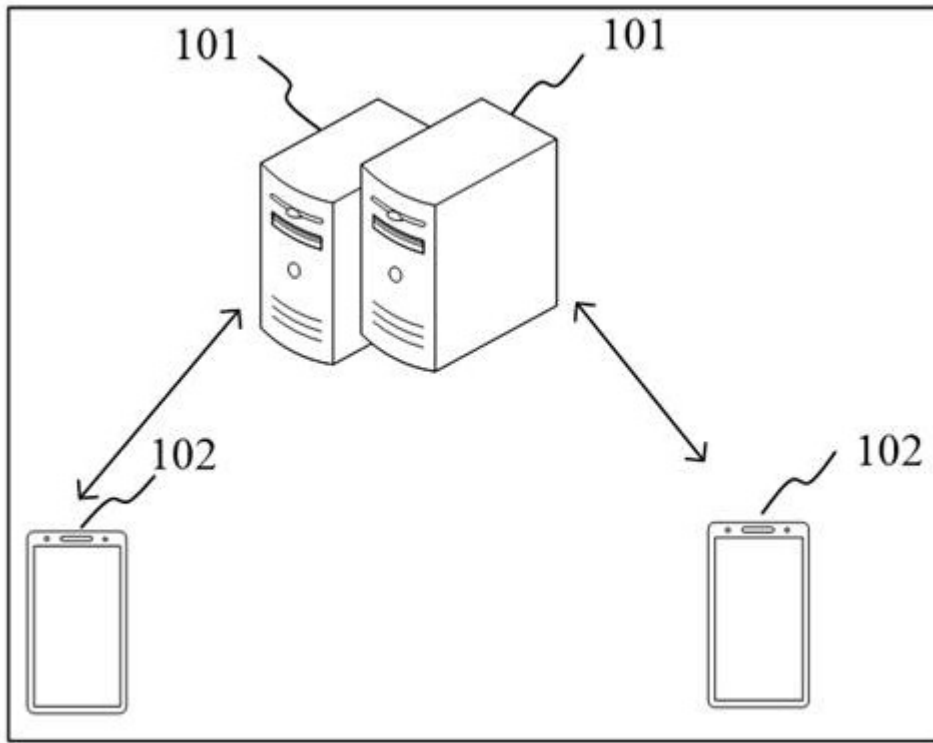


图1

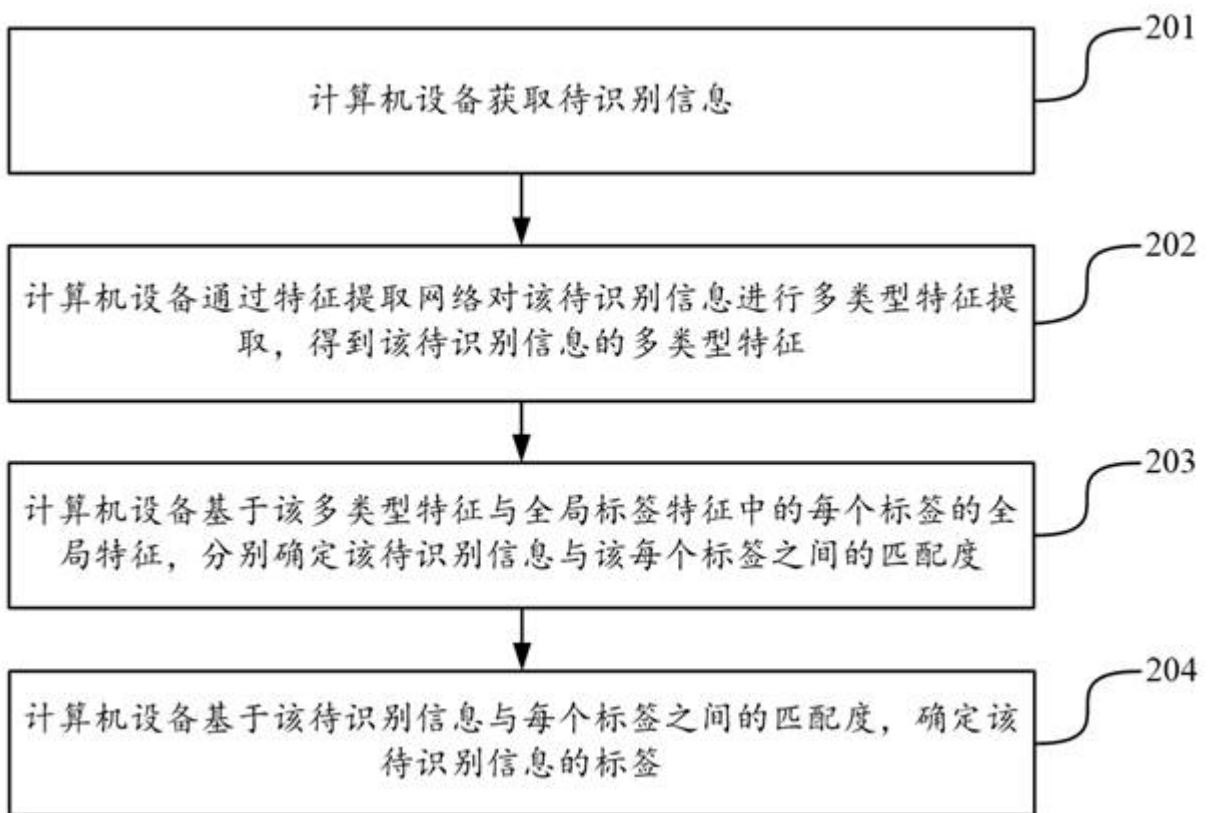


图2

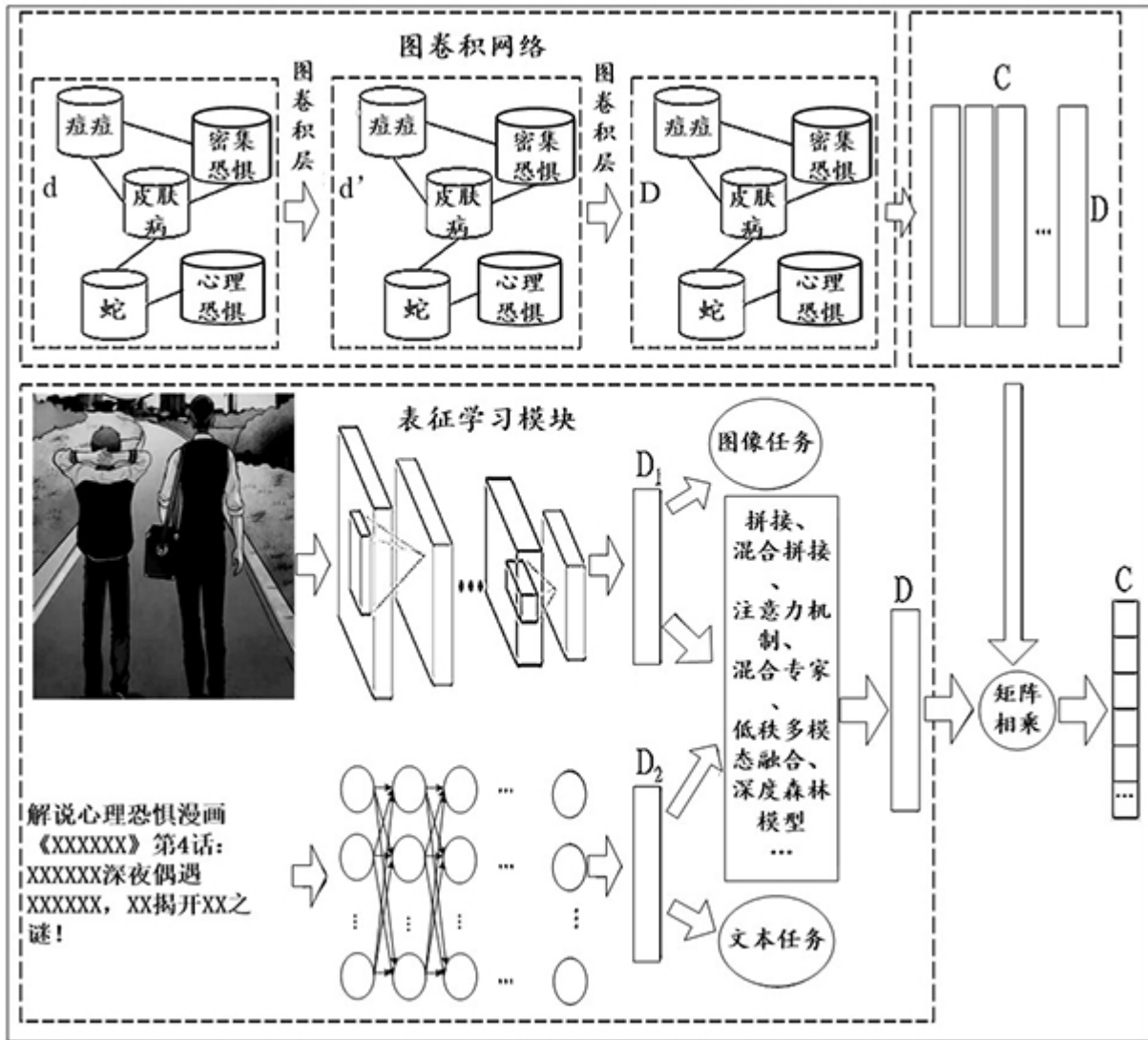


图3

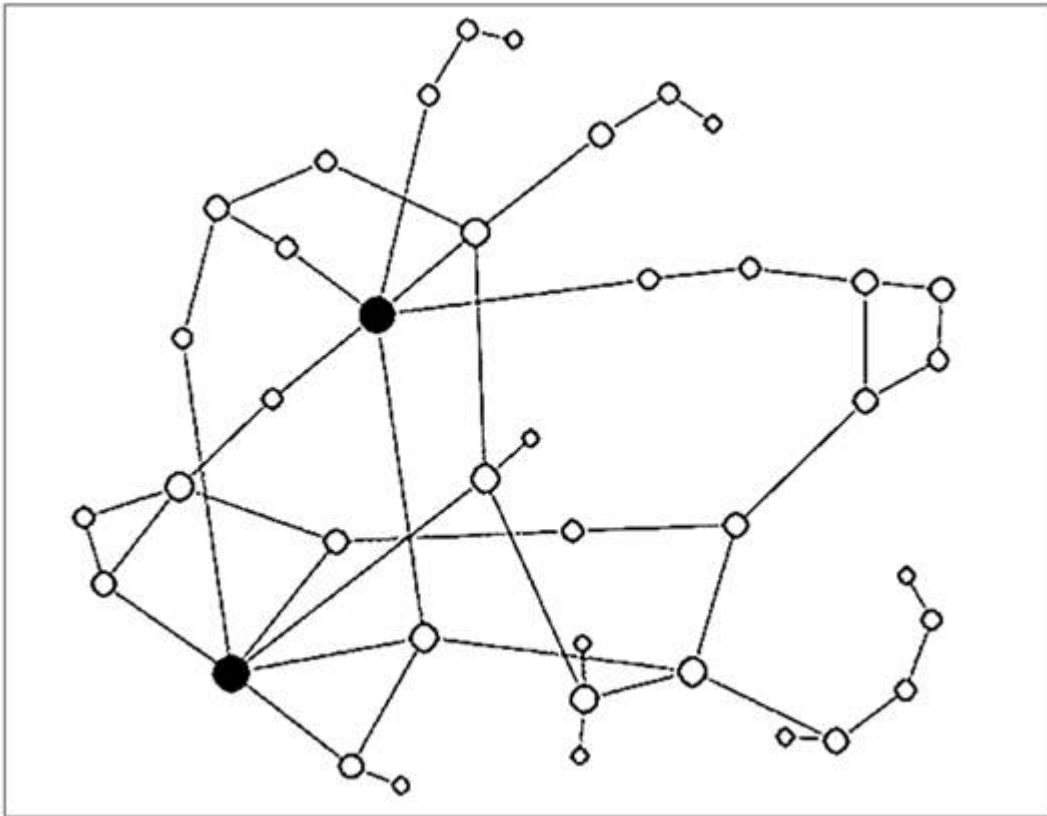


图4

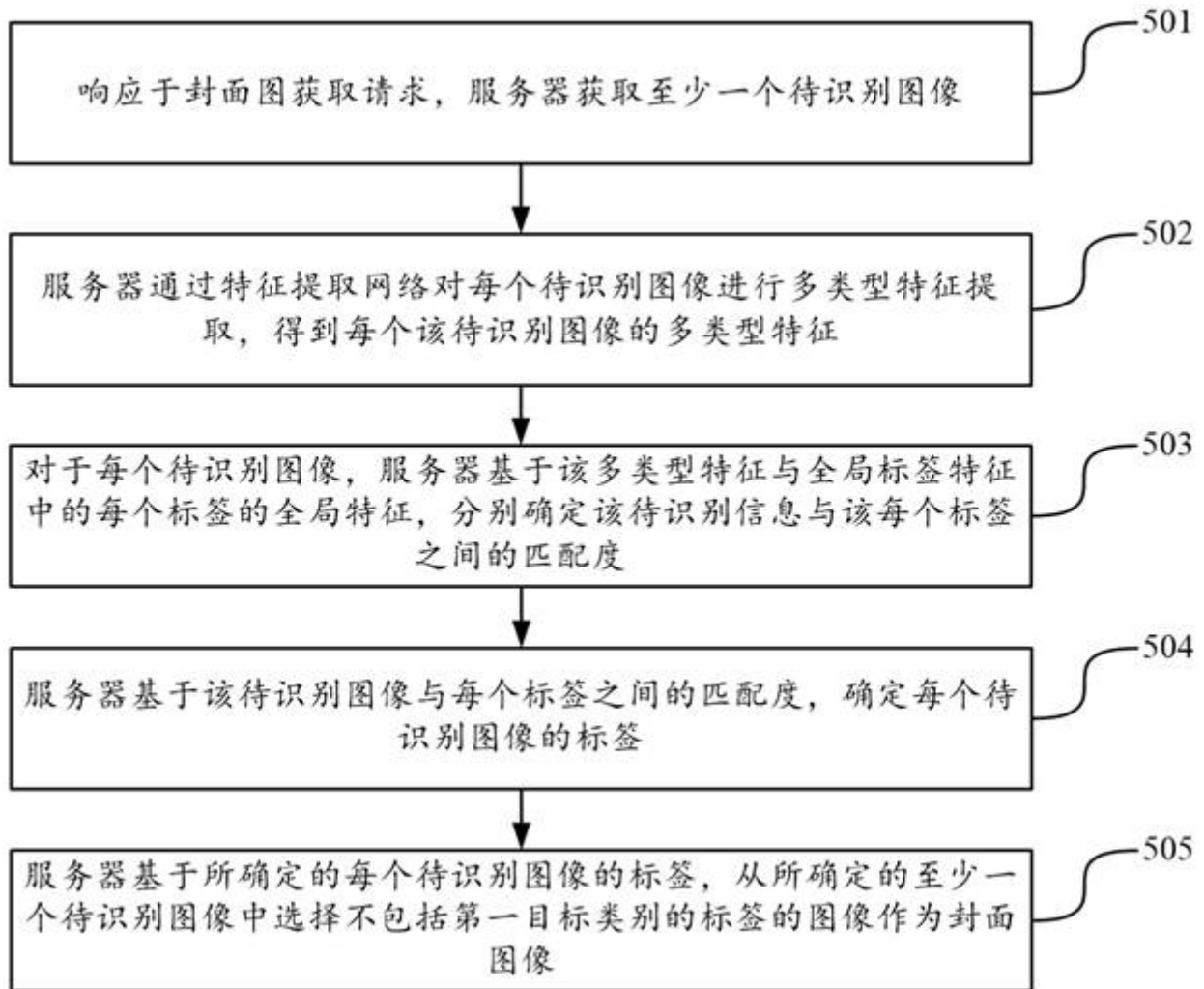


图5



图6

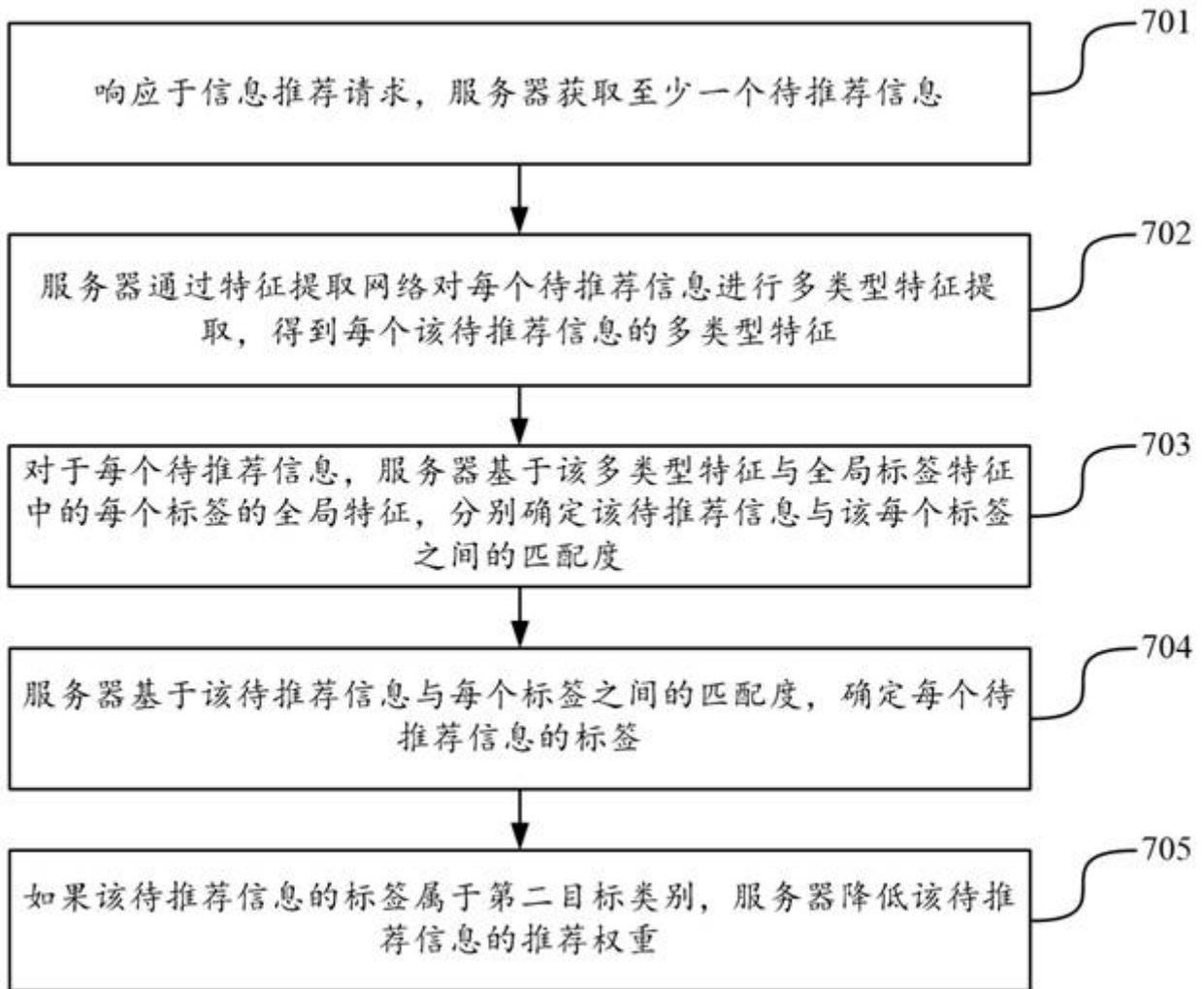


图7

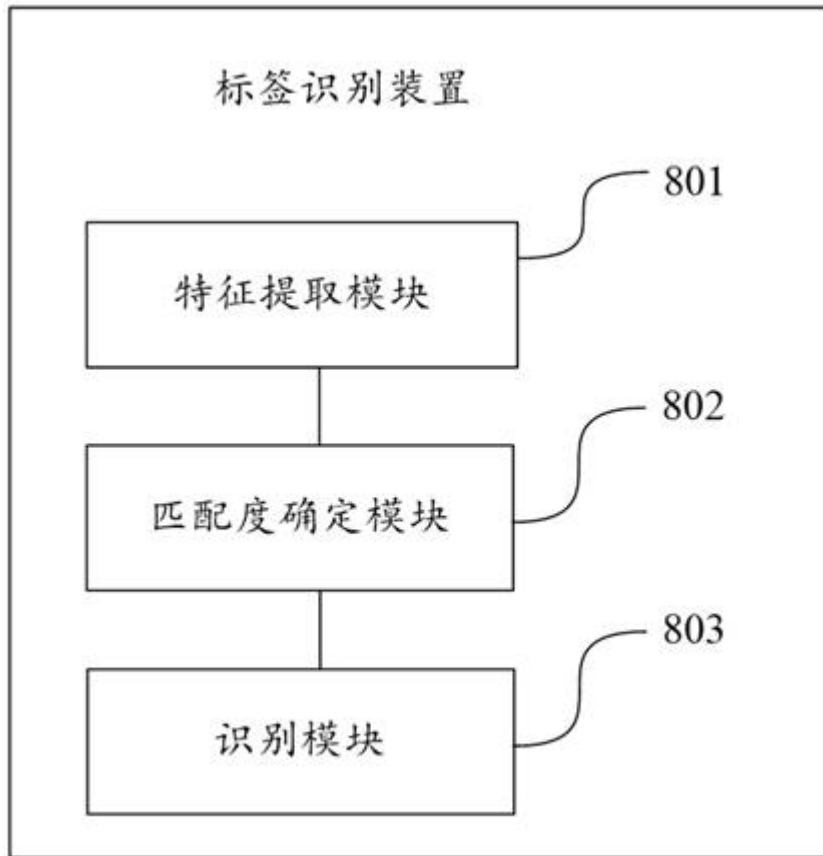


图8

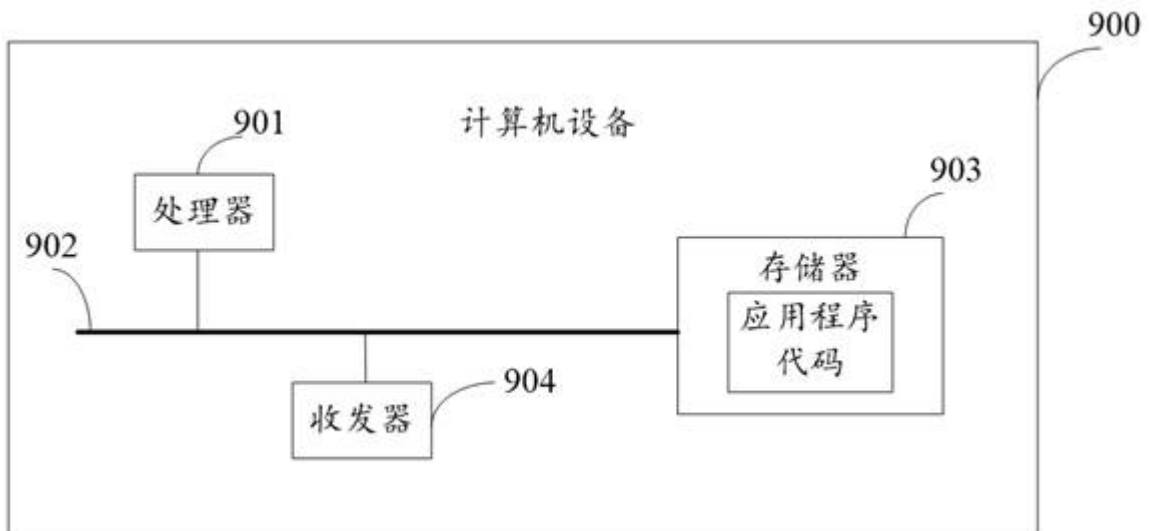


图9