



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111428091 B

(45) 授权公告日 2020.12.08

(21) 申请号 202010195988.7

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2020.03.19

G06N 3/08 (2006.01)

G06Q 30/06 (2012.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 111428091 A

(56) 对比文件

CN 110688537 A, 2020.01.14

CN 110532555 A, 2019.12.03

CN 110544297 A, 2019.12.06

(43) 申请公布日 2020.07.17

(73) 专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518064 广东省深圳市南山区高新区
科技中一路腾讯大厦35层

Yuwei Fu等.“Metapath Enhanced Graph
Attention Encoder for HINs Representation
Learning”.《2019 IEEE International
Conference on Big Data》.2019,

(72) 发明人 刘巍

审查员 姚晓斌

(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 王仲凯

(51) Int.Cl.

G06F 16/901 (2019.01)

G06F 16/906 (2019.01)

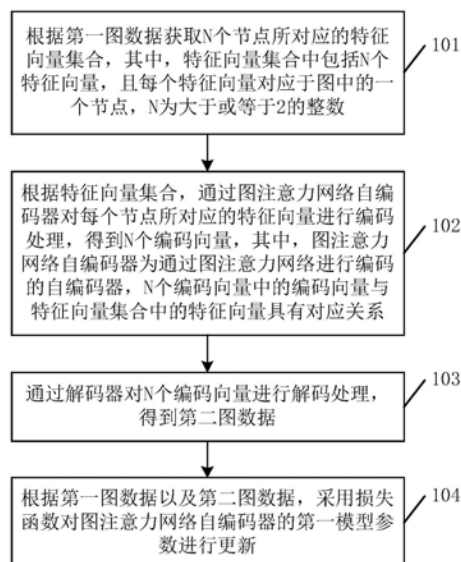
权利要求书4页 说明书28页 附图9页

(54) 发明名称

一种编码器的训练方法、信息推荐的方法以
及相关装置

(57) 摘要

本申请公开了一种应用于人工智能领域的
编码器训练方法,包括:根据第一图数据获取N个
节点所对应的特征向量集合;根据特征向量集
合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所
对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向
量;通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得
到第二图数据;根据第一图数据以及第二图数
据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的
第一模型参数进行更新。本申请还公开了一种
信息推荐的方法以及相关装置。本申请不但充
分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且
在训练过程中采用自编码器的架构还可以提
升网络的性能,使得编码结果更准确。



1. 一种编码器的训练方法,其特征在于,包括:

根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,所述特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,所述N为大于或等于2的整数;

根据所述特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,所述图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器,所述N个编码向量中的编码向量与所述特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

通过解码器对所述N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

根据所述第一图数据以及所述第二图数据,采用损失函数对所述图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新;

所述根据所述特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,包括:

针对所述N个节点中任一节点,获取所述任一节点所对应的M个相邻节点,其中,所述M为大于或等于1的整数;

根据所述特征向量集合获取所述任一节点的特征向量以及所述M个相邻节点中每个相邻节点的特征向量;

基于所述任一节点的特征向量以及所述每个相邻节点的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,其中,所述(M+1)个注意力系数包括所述任一节点自身的注意力系数;

基于所述(M+1)个注意力系数,通过所述图注意力网络自编码器获取所述任一节点所对应的编码向量。

2. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,包括:

根据所述第一图数据获取所述N个节点中每个节点所对应的数据;

根据所述N个节点中每个节点所对应的数据,生成所述每个节点所对应的特征向量;

根据所述N个节点中所述每个节点所对应的特征向量,获取所述特征向量集合。

3. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述基于所述任一节点的特征向量以及所述每个相邻节点的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,包括:

基于所述任一节点的特征向量以及所述每个相邻节点的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器计算M个原始注意力系数;

基于所述任一节点的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器计算所述任一节点的原始注意力系数;

对所述任一节点的原始注意力系数以及所述M个原始注意力系数中的每个原始注意力系数进行归一化处理,得到所述(M+1)个注意力系数。

4. 根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述基于所述(M+1)个注意力系数,通过所述图注意力网络自编码器获取所述任一节点所对应的编码向量,包括:

基于所述任一节点的所对应的所述(M+1)个注意力系数、所述任一节点的特征向量以及所述每个相邻节点的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器获取所述任一节点所对

应的K个输出结果,其中,所述K为大于或等于1的整数;

若所述K等于1,则将所述输出结果确定为所述任一节点所对应的编码向量;

若所述K大于1,则将所述K个输出结果进行拼接处理,得到所述任一节点所对应的编码向量,或,对所述K个输出结果进行平均处理,得到所述任一节点所对应的编码向量。

5.根据权利要求1所述的训练方法,其特征在于,所述根据所述第一图数据以及所述第二图数据,采用损失函数对所述图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新,包括:

根据所述第一图数据以及所述第二图数据,采用交叉熵损失函数确定第二模型参数;

将所述图注意力网络自编码器的所述第一模型参数更新为所述第二模型参数;

所述根据所述第一图数据以及所述第二图数据,采用损失函数对所述图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新之后,所述方法还包括:

若满足模型训练条件,则停止对所述图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

6.根据权利要求5所述的训练方法,其特征在于,所述若满足模型训练条件,则停止对所述图注意力网络自编码器的模型参数进行更新,包括:

若所述交叉熵损失函数的结果小于或等于损失阈值,则确定满足所述模型训练条件,并停止对所述图注意力网络自编码器的模型参数进行更新;

或者,

若迭代次数达到次数阈值,则确定满足所述模型训练条件,并停止对所述图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

7.一种信息推荐的方法,其特征在于,包括:

接收客户端发送的信息推荐请求,其中,所述信息推荐请求携带目标节点的标识以及所述客户端的标识;

根据所述信息推荐请求,获取所述目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,所述P为大于或等于1的整数;

基于所述目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量,其中,所述图注意力网络自编码器为采用上述权利要求1至6中任一项方法训练得到的;

基于所述P个相邻节点所对应的特征向量,通过所述图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,所述P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

根据所述目标编码向量以及所述P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,所述P个节点间距离中的节点间距离表示所述目标节点与相邻节点之间的距离;

将所述P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,所述Q为大于或等于1,且小于或等于所述P的整数;

根据所述信息推荐请求,向所述客户端推送所述待推荐节点集合。

8.根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述根据所述信息推荐请求,获取所述目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,包括:

根据所述信息推荐请求,获取目标用户所对应的用户数据,其中,所述用户数据包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业中的至少一项,所述目标用户与目标节点具有对应关系;

获取P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,其中,所述关联用户与所述相邻节点具有一一对应的关系;

根据所述目标用户所对应的用户数据生成所述目标用户所对应的特征向量；

根据所述P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据，生成所述P个关联用户中每个关联用户所对应的特征向量；

所述根据所述信息推荐请求，向所述客户端推送所述待推荐节点集合，包括：

根据所述信息推荐请求，向所述目标用户的客户端发送所述Q个关联用户的信息，以使所述客户端展示所述Q个关联用户的信息。

9. 根据权利要求7所述的方法，其特征在于，所述根据所述信息推荐请求，获取所述目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量，包括：

根据所述信息推荐请求，获取目标商品所对应的商品数据，其中，所述商品数据包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息中的至少一项，所述目标商品与目标节点具有对应关系；

获取P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据，其中，所述关联商品与所述相邻节点具有一一对应的关系；

根据所述目标商品所对应的商品数据生成所述目标商品所对应的特征向量；

根据所述P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据，生成所述P个关联商品中每个关联商品所对应的特征向量；

所述根据所述信息推荐请求，向所述客户端推送所述待推荐节点集合，包括：

根据所述信息推荐请求，向所述客户端发送Q个关联商品，以使客户端展示所述Q个关联商品。

10. 根据权利要求7所述的方法，其特征在于，所述根据所述信息推荐请求，获取所述目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量，包括：

根据所述信息推荐请求，获取目标影片所对应的影片数据，其中，所述影片数据包括影片名称、影片类别、影片票房信息、影片参与者信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果中的至少一项，所述目标影片与目标节点具有对应关系；

获取P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据，其中，所述关联影片与所述相邻节点具有一一对应的关系；

根据所述目标影片所对应的影片数据生成所述目标影片所对应的特征向量；

根据所述P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据，生成所述P个关联影片中每个关联影片所对应的特征向量；

所述根据所述信息推荐请求，向所述客户端推送所述待推荐节点集合，包括：

根据所述信息推荐请求，向所述客户端发送Q个关联影片，以使客户端展示所述Q个关联影片。

11. 一种编码器训练装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合，其中，所述特征向量集合中包括N个特征向量，且每个特征向量对应于图中的一个节点，所述N为大于或等于2的整数；

编码模块，用于根据所述特征向量集合，通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理，得到N个编码向量，其中，所述图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器，所述N个编码向量中的编码向量与所述特征向量集合

中的特征向量具有对应关系；

解码模块，用于通过解码器对所述N个编码向量进行解码处理，得到第二图数据；

训练模块，用于根据所述第一图数据以及所述第二图数据，采用损失函数对所述图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新；

所述编码模块，具体用于针对所述N个节点中任一节点，获取所述任一节点所对应的M个相邻节点，其中，所述M为大于或等于1的整数；

根据所述特征向量集合获取所述任一节点的特征向量以及所述M个相邻节点中每个相邻节点的特征向量；

基于所述任一节点的特征向量以及所述每个相邻节点的特征向量，通过所述图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数，其中，所述(M+1)个注意力系数包括所述任一节点自身的注意力系数；

基于所述(M+1)个注意力系数，通过所述图注意力网络自编码器获取所述任一节点所对应的编码向量。

12. 一种信息推荐装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于接收客户端发送的信息推荐请求，其中，所述信息推荐请求携带目标节点的标识以及客户端的标识；

所述获取模块，还用于根据所述信息推荐请求，获取所述目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量，其中，所述P为大于或等于1的整数；

所述获取模块，还用于基于所述目标节点所对应的特征向量，通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量，其中，所述图注意力网络自编码器为采用上述权利要求1至6中任一项方法训练得到的；

所述获取模块，还用于基于所述P个相邻节点所对应的特征向量，通过所述图注意力网络自编码器获取P个编码向量，其中，所述P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系；

确定模块，用于根据所述目标编码向量以及所述P个编码向量，确定P个节点间距离，其中，所述P个节点间距离中的节点间距离表示所述目标节点与相邻节点之间的距离；

排列模块，用于将所述P个节点间距离从小至大排列，以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合，其中，所述Q为大于或等于1，且小于或等于所述P的整数；

推送模块，用于根据所述信息推荐请求，向所述客户端推送所述待推荐节点集合。

13. 一种计算机设备，其特征在于，包括：存储器、收发器、处理器以及总线系统；

其中，所述存储器用于存储程序；

所述处理器用于执行所述存储器中的程序，包括执行如上述权利要求1至6中任意一项所述的训练方法，或，执行如上述权利要求7至10中任意一项所述的方法；

所述总线系统用于连接所述存储器以及所述处理器，以使所述存储器以及所述处理器进行通信。

14. 一种计算机可读存储介质，包括指令，当其在计算机上运行时，使得计算机执行如权利要求1至6中任一项所述的训练方法，或，执行如权利要求7至10中任一项所述的方法。

一种编码器的训练方法、信息推荐的方法以及相关装置

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能领域,尤其涉及一种编码器的训练方法、信息推荐的方法以及相关装置。

背景技术

[0002] 近年来,在图数据中进行数据挖掘,已成为自然语言处理领域的研究热点之一。和普通数据不同,图中的数据挖掘需要对节点之间的联系进行更复杂的建模,这不仅需要充分考虑节点自身的属性,同时也要考虑节点的各个邻居对节点的影响。

[0003] 目前,基于图结构的广义人工神经网络,已提出一种图自编码器(graph auto-encoder, GAE), GAE中使用编码器(encoder)来提取节点的特征,再利用自编码器(auto-encoder, AE)的架构来进行无监督学习。

[0004] 然而,提取节点特征的编码器对节点自身属性和相邻节点的属性只是进行了线性组合,没有考虑到两者之间的互动情况。事实上,各个相邻节点的重要性是不同的,忽略相邻节点的重要性,会导致编码器的学习效果较差。

发明内容

[0005] 本申请实施例提供了一种编码器的训练方法、信息推荐的方法以及相关装置,不但充分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且在训练过程中采用自编码器的架构还可以提升网络的性能,使得编码结果更准确。

[0006] 有鉴于此,本申请第一方面提供一种编码器的训练方法,包括:

[0007] 根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0008] 根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器,N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0009] 通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0010] 根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0011] 本申请第二方面提供一种信息推荐的方法,包括:

[0012] 接收客户端发送的信息推荐请求,其中,信息推荐请求携带目标节点的标识以及客户端的标识;

[0013] 根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0014] 基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量,其中,图注意力网络自编码器为采用上述第一方面的方法训练得到的;

[0015] 基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向

量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0016] 根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0017] 将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0018] 根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合。

[0019] 本申请第三方面提供一种编码器训练装置,包括:

[0020] 获取模块,用于根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0021] 编码模块,用于根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器,N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0022] 解码模块,用于通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0023] 训练模块,用于根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0024] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第一种实现方式中,

[0025] 获取模块,具体用于根据第一图数据获取N个节点中每个节点所对应的数据;

[0026] 根据N个节点中每个节点所对应的数据,生成每个节点所对应的特征向量;

[0027] 根据N个节点中每个节点所对应的特征向量,获取特征向量集合。

[0028] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第二种实现方式中,

[0029] 编码模块,具体用于针对N个节点中任一节点,获取任一节点所对应的M个相邻节点,其中,M为大于或等于1的整数;

[0030] 根据特征向量集合获取任一节点的特征向量以及M个相邻节点中每个相邻节点的特征向量;

[0031] 基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,其中,(M+1)个注意力系数包括任一节点自身的注意力系数;

[0032] 基于(M+1)个注意力系数,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的编码向量。

[0033] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第三种实现方式中,

[0034] 编码模块,具体用于基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算M个原始注意力系数;

[0035] 基于任一节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算任一节点的原始注意力系数;

[0036] 对任一节点的原始注意力系数以及M个原始注意力系数中的每个原始注意力系数进行归一化处理,得到(M+1)个注意力系数。

[0037] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第四种实现方式中,

[0038] 编码模块,具体用于基于任一节点的所对应的(M+1)个注意力系数、任一节点的特

征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的K个输出结果,其中,K为大于或等于1的整数;

[0039] 若K等于1,则将输出结果确定为任一节点所对应的编码向量;

[0040] 若K大于1,则将K个输出结果进行拼接处理,得到任一节点所对应的编码向量,或,对K个输出结果进行平均处理,得到任一节点所对应的编码向量。

[0041] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第五种实现方式中,

[0042] 训练模块,具体用于根据第一图数据以及第二图数据,采用交叉熵损失函数确定第二模型参数;

[0043] 将图注意力网络自编码器的第一模型参数更新为第二模型参数;

[0044] 训练模块,还用于根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新之后,若满足模型训练条件,则停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

[0045] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第三方面的第六种实现方式中,

[0046] 训练模块,具体用于若交叉熵损失函数的结果小于或等于损失阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新;

[0047] 或者,

[0048] 若迭代次数达到次数阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

[0049] 本申请第四方面提供一种信息推荐装置,包括:

[0050] 获取模块,用于接收客户端发送的信息推荐请求,其中,信息推荐请求携带目标节点的标识以及客户端的标识;

[0051] 获取模块,还用于根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0052] 获取模块,还用于基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量,其中,图注意力网络自编码器为采用上述第一方面的方法训练得到的;

[0053] 获取模块,还用于基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0054] 确定模块,用于根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0055] 排列模块,用于将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0056] 推送模块,用于根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合。

[0057] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第四方面的第一种实现方式中,

[0058] 获取模块,具体用于根据信息推荐请求,获取目标用户所对应的用户数据,其中,用户数据包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0059] 获取P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,其中,关联用户与相邻节点具有一一对应的关系;

[0060] 根据目标用户所对应的用户数据生成目标用户所对应的特征向量;

[0061] 根据P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,生成P个关联用户中每个关联用户所对应的特征向量;

[0062] 推送模块,具体用于根据信息推荐请求,向目标用户的客户端发送Q个关联用户的信息,以使客户端展示Q个关联用户的信息。

[0063] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第四方面的第二种实现方式中,

[0064] 获取模块,具体用于根据信息推荐请求,获取目标商品所对应的商品数据,其中,商品数据包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息中的至少一项,目标商品与目标节点具有对应关系;

[0065] 获取P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,其中,关联商品与相邻节点具有一一对应的关系;

[0066] 根据目标商品所对应的商品数据生成目标商品所对应的特征向量;

[0067] 根据P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,生成P个关联商品中每个关联商品所对应的特征向量;

[0068] 推送模块,具体用于根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联商品,以使客户端展示Q个关联商品。

[0069] 在一种可能的设计中,在本申请实施例的第四方面的第三种实现方式中,

[0070] 获取模块,具体用于根据信息推荐请求,获取目标影片所对应的影片数据,其中,影片数据包括影片名称、影片类别、影片票房信息、影片参与者信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0071] 获取P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,其中,关联影片与相邻节点具有一一对应的关系;

[0072] 根据目标影片所对应的影片数据生成目标影片所对应的特征向量;

[0073] 根据P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,生成P个关联影片中每个关联影片所对应的特征向量;

[0074] 推送模块,具体用于根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联影片,以使客户端展示Q个关联影片。

[0075] 本申请第五方面提供一种计算机设备,包括:存储器、收发器、处理器以及总线系统;

[0076] 其中,存储器用于存储程序;

[0077] 处理器用于执行存储器中的程序,包括执行如上述各方面的方法;

[0078] 总线系统用于连接存储器以及处理器,以使存储器以及处理器进行通信。

[0079] 本申请的第六方面提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质中存储有指令,当其在计算机上运行时,使得计算机执行上述各方面的方法。

[0080] 从以上技术方案可以看出,本申请实施例具有以下优点:

[0081] 本申请实施例中,提供了一种编码器的训练方法,首先根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,该特征向量集合中包括N个特征向量,然后根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,再通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据,最后根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。通过上

述方式,在自编码器的架构下,基于图注意力网络自编码器可以对不同的相邻节点分配相应的权重,并针对不同相邻节点的重要性进行编码,不但充分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且在训练过程中采用自编码器的架构还可以提升网络的性能,使得编码结果更准确。

附图说明

- [0082] 图1为本申请实施例中信息推荐系统的一个环境示意图;
- [0083] 图2为本申请实施例中信息推荐方法的一个流程示意图;
- [0084] 图3为本申请实施例中编码器的训练方法一个实施例示意图;
- [0085] 图4为本申请实施例中训练图注意力网络自编码器的一个流程示意图;
- [0086] 图5为本申请实施例中第一图数据的一个图结构示意图;
- [0087] 图6为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的一个注意力机制示意图;
- [0088] 图7为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的获取注意力系数的一个示意图;
- [0089] 图8为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的一个多头注意力机制示意图;
- [0090] 图9为本申请实施例中信息推荐的方法一个实施例示意图;
- [0091] 图10为本申请实施例中基于好友推荐场景的一个图结构示意图;
- [0092] 图11为本申请实施例中基于好友推荐场景的一个信息推荐界面示意图;
- [0093] 图12为本申请实施例中基于商品推荐场景的一个图结构示意图;
- [0094] 图13为本申请实施例中基于商品推荐场景的一个信息推荐界面示意图;
- [0095] 图14为本申请实施例中基于影片推荐场景的一个图结构示意图;
- [0096] 图15为本申请实施例中基于影片推荐场景的一个信息推荐界面示意图;
- [0097] 图16为本申请实施例中编码器训练装置的一个实施例示意图;
- [0098] 图17为本申请实施例中信息推荐装置的一个实施例示意图;
- [0099] 图18为本申请实施例中服务器的一个结构示意图;
- [0100] 图19为本申请实施例中终端设备的一个结构示意图。

具体实施方式

[0101] 本申请实施例提供了一种编码器的训练方法、信息推荐的方法以及相关装置,不但充分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且在训练过程中采用自编码器的架构还可以提升网络的性能,使得编码结果更准确。

[0102] 本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”、“第四”等(如果存在)是用于区别类似的对象,而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换,以便这里描述的本申请的实施例例如能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外,术语“包括”和“对应于”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元,而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

[0103] 应理解,本申请提供了基于人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术实现的编码器训练方法以及信息推荐方法,其中,编码器训练方法以及信息推荐方法具体应用于图网络(Graph Network),图网络是一种基于图结构的广义人工神经网络,图结构表示一些节点的集合,这些节点通过一系列边连接。基于图结构的应用非常广,例如,在航线交通中,节点表示机场,边表示两个机场之间的直接航班。又例如,在网络路由中,节点表示服务器,边表示路由数据,此外,还可以应用于社交网络、物流规划以及驾驶导航等场景,利用本申请提供的方法训练得到的图网络能够适用于上述各类场景,例如,在社交网络中,由于大多数现实中可获取的数据都是未标注的,为了充分利用这些数据,即可采用图网络中的无监督学习,在未标注的数据中进行学习并为后续任务提供一个良好的基础。

[0104] 为了便于理解,本申请提出了一种信息推荐的方法,该方法应用于图1所示的信息推荐系统,请参阅图1,图1为本申请实施例中信息推荐系统的一个架构示意图,如图所示,在服务器侧对图注意力网络自编码器(graph attention network auto encoder, GATAE)进行训练,并将训练好的GATAE存储在服务器侧,具体地,将结合图2进行介绍,图2为本申请实施例中信息推荐方法的一个流程示意图,在步骤S1中,服务器以图的形式获取各个节点的数据,在步骤S2中,服务器获取每个节点的特征向量,基于每个节点的特征向量采用自编码器框架进行训练,从而训练得到GATAE。

[0105] 当客户端向服务器发起业务推荐请求时,服务器根据该业务推荐请求携带的用户标识确定目标用户,进一步获取与该目标用户相关的用户,假设目标用户为图结构中的一个目标节点,那么与该目标用户相关的用户即为与目标节点相邻的其他节点,具体地,请继续参阅图2,在步骤S3中,服务器采用训练好的GATAE分别输出目标节点和相邻节点的编码特征,利用这些编码特征分别计算每个相邻节点与目标节点之间的距离,在步骤S4中,根据步骤S3中得到每个相邻节点与目标节点之间的距离,选择距离小于阈值的相邻节点作为待推荐节点。

[0106] 需要说明的是,客户端部署于终端设备上,其中,终端设备包含但不限于平板电脑、笔记本电脑、掌上电脑、手机、语音交互设备及个人电脑(personal computer, PC),此处不做限定。

[0107] 应理解,本申请提供的技术方案具体涉及到基于人工智能的机器学习(Machine Learning, ML)领域。其中,人工智能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。

[0108] 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/深度学习等几大方向。

[0109] 机器学习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。

[0110] 随着人工智能技术研究和进步,人工智能技术在多个领域展开研究和应用,例如常见的智能家居、智能穿戴设备、虚拟助理、智能音箱、智能营销、无人驾驶、自动驾驶、无人机、机器人、智能医疗、智能客服等,相信随着技术的发展,人工智能技术将在更多的领域得到应用,并发挥越来越重要的价值。

[0111] 本申请实施例提供的方案涉及人工智能的机器学习等技术,具体通过如下实施例进行说明,请参阅图3,本申请实施例中编码器的训练方法一个实施例包括:

[0112] 101、根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0113] 本实施例中,编码器训练装置首先根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,第一图数据为基于图结构得到的数据,图结构中至少包括两个节点以及一条边,即N为大于或等于2的整数。基于此,N个节点所对应的特征向量集合表示为:

$$[0114] \quad H = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}, \vec{h}_i \in \mathbb{R}^F;$$

[0115] 其中,H表示特征向量集合,N表示节点的总数,i表示第i个节点, $\vec{h}_i$ 表示第i个节点对应的特征向量,F表示每个特征向量对应的维度数。

[0116] 需要说明的是,编码器训练装置可以部署于服务器,也可以部署于终端设备,本申请以部署于服务器为例进行说明,然而这不应理解为对本申请的限定。此外,提取特征向量集合的过程可以由GATAE执行,也可以在数据预处理的过程中执行,此次不做限定。

[0117] 102、根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0118] 本实施例中,编码器训练装置将每个节点对应的特征向量输入至GATAE,GATAE采用图注意力网络(graph attention network,GAT)对特征向量进行编码,当N个节点所对应的特征向量均经过编码后得到N个编码向量,编码向量又可以称为图嵌入(graph embedding)。可以理解的是,GAT提出了采用注意力机制对相邻节点特征加权求和,在GAT中,图中的每个节点可以根据相邻节点的特征为其分配不同的权重值,而且引入注意力之后,只需要关注相邻节点的特征,无需得到整张图的信息。

[0119] 基于此,特征向量集合进行编码后得到的N个编码向量表示为:

$$[0120] \quad H' = \{\vec{h}'_1, \vec{h}'_2, \dots, \vec{h}'_N\}, \vec{h}'_i \in \mathbb{R}^{F'};$$

[0121] 其中,H'表示N个编码向量,N表示节点的总数,i表示第i个节点, $\vec{h}'_i$ 表示第i个节点对应的编码向量,F'表示每个编码向量对应的维度数,F'与F可以相等,也可以不等,此处不做限定。

[0122] GATAE是基于自编码器的架构进行训练的,自编码器是利用反向传播算法使得输出值等于输入值的神经网络,GATAE将输入的特征向量压缩成潜在的空间表征,即得到编码向量,然后通过这个空间表征(即编码向量)来重构输出。

[0123] 103、通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0124] 本实施例中,编码器训练装置将GATAE输出的N个编码向量输入至解码器,由解码器采用如下方式计算得到第二图数据:

[0125] $R = \sigma(H'H'^T)$;

[0126] 其中,R表示第二图数据, H' 表示N个编码向量, H'^T 表示对 H' 的转置, $\sigma()$ 表示Sigmoid函数。

[0127] 104、根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0128] 本实施例中,编码器训练装置基于第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对GATAE当前的第一模型参数进行更新。具体地,假设提取到节点A的特征为特征向量A,特征向量A经过编码后得到编码向量A,经过解码后得到第二图数据中的节点A数据,于是,在训练过程中,利用损失函数计算第一图数据中节点A数据与第二图数据中节点A数据之间的损失值,再使用损失值对GATAE进行回溯,并且更新当前的模型参数。一种可行的训练方式为,当损失值收敛时,可以认为GATAE训练完成。

[0129] 为了便于介绍,请参阅图4,图4为本申请实施例中基于自编码器架构进行图网络训练的一个流程示意图,如图所示,在步骤A1中,编码器训练装置获取图数据A,从图数据A中提取N个节点所对应的特征向量集合,将特征向量集合输入至GATAE,或者,直接将图数据A输入至GATAE,通过GATAE提取N个节点所对应的特征向量集合。在步骤A2中,通过GATAE对特征向量集合进行编码,从而输出N个编码向量。在步骤A3中,将这N个编码向量输入至解码器,在步骤A4中,解码器输出图数据B。在步骤A5中,利用损失函数计算图数据A以及图数据B之间的损失值。

[0130] 本申请实施例中,提供了一种编码器的训练方法,首先根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,该特征向量集合中包括N个特征向量,然后根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,再通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据,最后根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。通过上述方式,在自编码器的架构下,基于图注意力网络自编码器可以对不同的相邻节点分配相应的权重,并针对不同相邻节点的重要性进行编码,不但充分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且在训练过程中采用自编码器的架构还可以提升网络的性能,使得编码结果更准确。

[0131] 可选地,在上述图3对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器的训练方法第一个可选实施例中,根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,可以包括:

[0132] 根据第一图数据获取N个节点中每个节点所对应的数据;

[0133] 根据N个节点中每个节点所对应的数据,生成每个节点所对应的特征向量;

[0134] 根据N个节点中每个节点所对应的特征向量,获取特征向量集合。

[0135] 本实施例中,介绍了一种生成特征向量集合的方式,编码器训练装置先获取第一图数据,其中,图数据是一种基于图结构的数据,图结构是一种数据结构,在图结构中的节点可以具有1个或多个相邻节点,两个节点之间的连接称为边。

[0136] 以社交网络为例,第一图数据中包括每个节点的社交数据,比如有用户年龄、用户

性别、用户所在地以及用户标签等。在提取到节点的社交数据之后,需要对数据进行特征化处理,以用户性别为例,假设用户性别为“男”,则用户性别的特征表示为“1”,假设用户性别为“女”,则用户性别的特征表示为“2”。又或者,假设用户性别为“男”,则用户性别的特征表示为(1,0),假设用户性别为“女”,则用户性别的特征表示为(0,1)。

[0137] 以用户标签为例,假设共有5类用户标签,分别为“热情”、“冷漠”、“搞笑”、“爱篮球”和“动漫”,其中,用户标签“搞笑”的特征表示为“1”,用户标签“冷漠”的特征表示为“2”,用户标签“搞笑”的特征表示为“3”,用户标签“爱篮球”的特征表示为“4”,用户标签“动漫”的特征表示为“5”。又或者,用户标签“搞笑”的特征表示为(1,0,0,0,0),用户标签“冷漠”的特征表示为(0,1,0,0,0),用户标签“搞笑”的特征表示为(0,0,1,0,0),用户标签“爱篮球”的特征表示为(0,0,0,1,0),用户标签“动漫”的特征表示为(0,0,0,0,1)。

[0138] 将每个节点按照上述方式提取各个维度的特征,将各个维度的拼接之后得到特征向量,当得到N个特征向量时,即得到特征向量集合。

[0139] 其次,本申请实施例中,提供了一种生成特征向量集合的方式,通过上述方式,能够利用图数据生成每个节点对应的特征向量,并且用于后续的GATAE训练,由此提升方案的可行性。

[0140] 可选地,在上述图3对应的各个实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器的训练方法第二个可选实施例中,根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,包括:

[0141] 编码器训练装置针对N个节点中任一节点,获取任一节点所对应的M个相邻节点,其中,M为大于或等于1的整数;

[0142] 根据特征向量集合获取任一节点的特征向量以及M个相邻节点中每个相邻节点的特征向量;

[0143] 基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,其中,(M+1)个注意力系数包括任一节点自身的注意力系数;

[0144] 基于(M+1)个注意力系数,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的编码向量。

[0145] 本实施例中,介绍了一种利用GATAE对特征向量进行编码的方法,为了便于说明,以N个节点中的任意一个节点为例进行介绍,需要说明的是,其他节点也以类似的方式进行编码,此处不做赘述。

[0146] 具体地,为了便于理解,下面将结合图5进行介绍,请参阅图5,图5为本申请实施例中第一图数据的一个图结构示意图,如图所示,图中有11个节点,即N为11,节点与节点之间具有连边,以节点1为例,该节点1的相邻节点为节点2、节点3、节点4和节点5,即M为4。于是需要获取节点1、节点2、节点3、节点4和节点5的特征向量,即得到(M+1)个特征向量。由GATAE对各个节点的特征向量进行注意力系数的计算,得到(M+1)个注意力系数。由于不但需要考虑相邻节点的影响,还需要考虑到节点对自身的关注,因此,以节点1为例,需要计算出5个注意力系数,最后利用这5个注意力系数对节点1进行编码,得到对应的编码向量。

[0147] 其次,本申请实施例中,提供了一种利用GATAE对特征向量进行编码的方法,通过上述方式,能够计算每个节点与相邻节点之间的注意力系数,通过注意力系数确定每个节点的重要程度,从而使得GATAE的鲁棒性更好。此外,由于计算对象仅为相邻节点,因此,无

需访问整个图,只需关注相邻节点即可,从而提升模型训练以及模型预测的效率。

[0148] 可选地,在上述图3对应的各个实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器的训练方法第三个可选实施例中,基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,可以包括:

[0149] 基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算M个原始注意力系数;

[0150] 基于任一节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算任一节点的原始注意力系数;

[0151] 对任一节点的原始注意力系数以及M个原始注意力系数中的每个原始注意力系数进行归一化处理,得到(M+1)个注意力系数。

[0152] 本实施例中,介绍了一种计算注意力系数的方法,为了便于说明,以N个节点中的任意一个节点为例进行介绍,需要说明的是,其他节点也以类似的方式计算注意力系数,此处不做赘述。

[0153] 具体地,为了便于理解,请参阅图6,图6为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的一个注意力机制示意图,如图所示,以节点1为例,假设节点1的相邻节点分别为节点2、节点3和节点4,其中,节点1的特征向量为 $\vec{h}_1$,节点2的特征向量为 $\vec{h}_2$,节点3的特征向量为 $\vec{h}_3$,节点4的特征向量为 $\vec{h}_4$ 。于是分别计算节点1对自身的原始注意力系数,节点2对节点1的原始注意力系数,节点3对节点1的原始注意力系数,节点4对节点1的原始注意力系数。在计算原始注意力系数的过程中,需要对所有节点训练一个权重矩阵,即 $W \in \mathbb{R}^{F \times F'}$,其中,W即为权重矩阵,F表示每个特征向量对应的维度数,F'表示每个编码向量对应的维度数。

[0154] 针对每个节点实行自注意力(self-attention)机制,请参阅图7,图7为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的获取注意力系数的一个示意图,如图所示,原始注意力系数的计算方式如下:

$$[0155] \quad e_{ij} = a(W\vec{h}_i, W\vec{h}_j);$$

[0156] 其中, e_{ij} 表示第j个节点对第i个节点的重要性,即第i个节点的原始注意力系数, $\vec{h}_i$ 表示第i个节点的特征向量, $\vec{h}_j$ 表示第j个节点的特征向量,a()表示一个函数,W表示权重矩阵。

[0157] 基于此,结合图6分别得到原始注意力系数 e_{11} (即表示节点1对自身的重要性)、原始注意力系数 e_{12} (即表示节点2对节点1的重要性)、原始注意力系数 e_{13} (即表示节点3对节点1的重要性)和原始注意力系数 e_{14} (即表示节点4对节点1的重要性)。

[0158] 为了使得原始注意力系数更容易比较,于是引入了softmax对所有的原始注意力系数进行归一化处理,从而得到注意力系数。注意力系数的计算方式如下:

$$[0159] \quad \alpha_{ij} = \text{softmax}_j(e_{ij}) = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k \in N_i} \exp(e_{ik})};$$

[0160] 其中, α_{ij} 表示第i个节点的注意力系数, e_{ij} 表示第i个节点的原始注意力系数, N_i 表示第i个节点的所有相邻节点(包括第i个节点自身)。

[0161] 基于此,结合图6分别得到注意力系数 α_{11} (即表示节点1对自身的重要性)、注意力系数 α_{12} (即表示节点2对节点1的重要性)、注意力系数 α_{13} (即表示节点3对节点1的重要性)和注意力系数 α_{14} (即表示节点4对节点1的重要性)。

[0162] 再次,本申请实施例中,提供了一种计算注意力系数的方法,通过上述方式,需要对计算得到的原始注意力系数以及原始注意力系数进行归一化处理,采用归一化处理可以使得每个注意力系数的贡献程度相同,从而能够提升模型精度。

[0163] 可选地,在上述图3对应的各个实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器的训练方法第四个可选实施例中,基于(M+1)个注意力系数,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的编码向量,可以包括:

[0164] 基于任一节点的所对应的(M+1)个注意力系数、任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的K个输出结果,其中,K为大于或等于1的整数;

[0165] 若K等于1,则将输出结果确定为任一节点所对应的编码向量;

[0166] 若K大于1,则将K个输出结果进行拼接处理,得到任一节点所对应的编码向量,或,对K个输出结果进行平均处理,得到任一节点所对应的编码向量。

[0167] 本实施例中,介绍了一种基于多头注意力机制进行编码的方式,为了便于说明,以N个节点中的任意一个节点为例进行介绍,需要说明的是,其他节点也以类似的方式确定编码向量,此处不做赘述。

[0168] 具体地,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的K个输出结果,若K等于1,则表示当前的输出结果即为编码结果,可以采用如下方式计算该节点对应的编码向量:

$$[0169] \quad \vec{h}'_i = \sigma \left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} W \vec{h}_j \right);$$

[0170] 其中, $\vec{h}'_i$ 表示第i个节点对应的编码向量, α_{ij} 表示第i个节点的注意力系数,i表示第i个节点,j表示第j个节点, $\sigma()$ 表示Sigmoid函数, N_i 表示第i个节点的所有相邻节点(包括第i个节点自身),W表示权重矩阵, $\vec{h}_j$ 表示第j个节点的特征向量。

[0171] 在实际应用中,若基于多头注意力机制对节点进行编码,则需要对多个输出结果进行处理,为了便于说明,请参阅图8,图8为本申请实施例中基于图注意力网络自编码器的一个多头注意力机制示意图,如图所示,图8为K等于3时(即3个头)的一个示意,每个箭头表示一个独立的注意力计算,来自每个头的聚合特征被拼接或者平均后得到对应的编码向量。

[0172] 一种可行的方式为,以拼接的方式计算编码向量:

$$[0173] \quad \vec{h}'_i = \parallel_{k=1}^K \sigma \left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right);$$

[0174] 其中, $\sigma \left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right)$ 表示第k个输出结果, $\vec{h}'_i$ 表示第i个节点对应的编码向量,k表

示基于注意力机制的第k个头, K表示基于注意力机制的总头数, α_{ij}^k 表示k个头中第i个节点的注意力系数, i表示第i个节点, j表示第j个节点, $\sigma(\cdot)$ 表示Sigmoid函数, N_i 表示第i个节点的所有相邻节点(包括第i个节点自身), W^k 表示第k个头的权重矩阵, $\vec{h}_j$ 表示第j个节点的特征向量, ||表示拼接。

[0175] 另一种可行的方式为, 以拼接的方式计算编码向量:

$$[0176] \quad \vec{h}'_i = \sigma \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j \right);$$

[0177] 如果对最终的网络层执行多头注意力机制, 则不再使用拼接操作, 而是采用上述方式计算K个头的平均值。

[0178] 再次, 本申请实施例中, 提供了一种基于多头注意力机制进行编码的方式, 通过上述方式, 基于多头注意力机制能够使自注意力的学习过程更加稳定, 可以使得GATAE在不同表示空间里学习到相关信息, 从而提升GATAE的鲁棒性。

[0179] 可选地, 在上述图3对应的各个实施例的基础上, 本申请实施例提供的编码器的训练方法第五个可选实施例中, 根据第一图数据以及第二图数据, 采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新, 可以包括:

[0180] 根据第一图数据以及第二图数据, 采用交叉熵损失函数确定第二模型参数;

[0181] 将图注意力网络自编码器的第一模型参数更新为第二模型参数;

[0182] 根据第一图数据以及第二图数据, 采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新之后, 还可以包括:

[0183] 若满足模型训练条件, 则停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

[0184] 本实施例中, 介绍了一种利用交叉熵损失函数对GATAE进行训练的方法, 在获取到第一图数据和第二图数据之后, 通过最小化损失函数来更新GATAE的模型参数, 具体地, 本申请以采用交叉熵损失函数更新GATAE的模型参数, 在得到第二模型参数后, 将第一模型参数更新为第二模型参数, 以此进行迭代训练, 直至满足模型训练条件。

[0185] 具体地, 采用如下交叉熵损失函数:

$$[0186] \quad loss = - \sum_{i=1}^N \hat{y}_i \log y_i + (1 - \hat{y}_i) \log (1 - \hat{y}_i);$$

[0187] 其中, loss表示交叉熵损失函数的结果, N表示节点的总数, i表示第i个节点, $\hat{y}_i$ 表示在第一图数据中第i个节点所对应的数据, y_i 表示在第二图数据中第i个节点所对应的数据。

[0188] 其次, 本申请实施例中, 提供了一种利用交叉熵损失函数对GATAE进行训练的方法, 通过上述方式, 交叉熵损失函数对于GATAE最后一层权重的梯度不再跟激活函数的导数相关, 只跟输出值和真实值的差值成正比, 因此, 收敛速度较快, 且由于反向传播是连乘的, 从而使得整个权重矩阵的更新都会加快, 进而提升GATAE的训练效率。

[0189] 可选地, 在上述图3对应的各个实施例的基础上, 本申请实施例提供的编码器的训练方法第六个可选实施例中, 若满足模型训练条件, 则停止对图注意力网络自编码器的模

型参数进行更新,可以包括:

[0190] 若交叉熵损失函数的结果小于或等于损失阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新;

[0191] 或者,若迭代次数达到次数阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

[0192] 本实施例中,介绍了两种对GATAE的模型参数进行更新的方法,在GATAE训练过程中,编码器训练装置需要判断是否满足模型训练条件,如果满足该条件,则停止模型训练,并且将最后一次迭代后得到的模型参数作为GATAE的模型参数。如果未满足该条件,则继续进行迭代训练。

[0193] 第一种模型训练条件为判断交叉熵损失函数的结果是否小于或等于损失阈值,具体地,损失阈值可以设置为0.001、0.005、0.01、0.02或其它趋近于0的数值,假设损失阈值为0.001,则交叉熵损失函数的结果小于或者等于0.0001即满足模型训练条件。可以理解的是,本实施中的示例仅用于理解本方案,损失阈值应当结合实际情况灵活确定。

[0194] 第二种模型训练条件为判断迭代次数是否达到次数阈值,具体地,次数阈值可以设置10000、50000、100000、200000或其它数值,假设次数阈值为10000,则迭代次数达到10000则满足模型训练条件。可以理解的是,本实施中的示例仅用于理解本方案,次数阈值应当结合实际情况灵活确定。

[0195] 再次,本申请实施例中,提供了两种对GATAE的模型参数进行更新的方法,通过上述方式,能够根据实际情况选择一种针对GATAE的模型训练条件,从而提升的模型训练的灵活性和可行性。

[0196] 为了进一步验证本申请提供的技术方案,对本申请提供的GATAE进行了一系列的实验,在实验设置中,采用的数据集包括Cora数据集、CiteSeer数据集和Reddit数据集,其中,Cora数据集和CiteSeer数据集来源于引文网络,即由论文和论文之间的引用关系以及共同作者等构成的网络、Reddit数据集来源于社交网络,具体来源于论坛的帖子,如果两个帖子被同一个人评论,则在构图的时候认为两个帖子是相关联的。请参阅表1,表1为Cora数据集、CiteSeer数据集和Reddit数据集的具体构成情况。

[0197] 表1

[0198]	节点数量	边数量	特征数量
Cora数据集	2708	10556	1433
CiteSeer数据集	3327	9104	3703
Reddit数据集	232965	1146158892	602

[0199] 基于表1中各数据集的构成,在训练GATAE时,可以使用随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent,SGD) 优化器,以学习速率为 $1e-3$,L2损失为 $1e-3$,轮次 (Epoch) 为10的指标进行训练。训练任务是采用连接预测,即使用模型输出的图嵌入 (embedding) 预测两个节点之间是否存在连接,将曲线下面积 (Area Under Curve,AUC) 作为评测指标。为了更直观地看出本申请提供的GATAE在实际应用中的效果,在实验过程中引入了4类用于比对的模型,分别为频谱聚类 (spectral clustering,SC) 模型、深度游走 (deep walk,DW) 模型、图自编码器 (graph auto encoders,GAE) 以及变分图自编码器 (variational graph auto encoders,VGAE),请参阅表2,表2为各类网络模型在不同数据集上进行验证的一个结果。

[0200] 表2

[0201]	模型	Cora数据集	CiteSeer数据集	Reddit数据集
	SC	84.6 ± 0.01	80.2 ± 0.02	84.2 ± 0.02
	DW	83.1 ± 0.01	80.5 ± 0.02	84.4 ± 0.001
	GAE	83.91 ± 0.49	78.7 ± 0.01	82.2 ± 0.02
	VGAE	84.28 ± 0.15	78.9 ± 0.03	82.7 ± 0.02
	GATAE	88.48 ± 0.06	84.9 ± 0.02	96.4 ± 0.001

[0202] 显然,基于表2可以看出本申请提供的GATAE相比于其他类型的模型在各类数据集上都具有较高的性能,尤其对来源于社交网络的Reddit数据集更敏感,推荐效果更佳。

[0203] 结合上述介绍,下面将对本申请实施例提供的信息推荐方法进行介绍,请参阅图9,本申请实施例中信息推荐的方法一个实施例包括:

[0204] 201、接收客户端发送的信息推荐请求,其中,信息推荐请求携带目标节点的标识以及客户端的标识;

[0205] 本实施例中,信息推荐装置接收客户端发送的信息推荐请求,该信息推荐请求携带该客户端的标识以及目标节点的标识,目标节点在不同的场景中具有不同的含义,例如,在好友推荐场景中,目标节点表示目标用户。又例如,在商品推荐场景中,目标节点表示目标商品。又例如,在影片推荐场景中,目标节点表示目标影片。

[0206] 需要说明的是,信息推荐装置可以部署于服务器,也可以部署于终端设备,本申请以信息推荐装置部署于服务器为例进行说明,次数不做限定。

[0207] 202、根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0208] 本实施例中,信息推荐装置基于信息推荐请求中携带的目标节点的标识确定对应的目标节点,并且根据图结构确定与目标节点具有连接关系的P个相邻节点,进而根据图数据获取目标节点的数据以及P个相邻节点的数据。于是,信息推荐装置可以根据目标节点的数据获取对应的特征向量,并且根据P个相邻节点的数据分别获取每个相邻节点所对应的特征向量。

[0209] 可以理解的是,在上述实施例中已经介绍了如何根据数据生成对应的特征向量,故此处不做赘述。此外,提取特征向量的过程可以由GATAE执行,也可以在数据预处理的过程中执行,此次不做限定。

[0210] 203、基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量,其中,图注意力网络自编码器为采用上述实施例训练得到的;

[0211] 本实施例中,信息推荐装置将目标节点的特征向量输入至GATAE,由GATAE对目标节点的特征向量进行编码,从而得到目标编码向量。

[0212] 204、基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0213] 本实施例中,信息推荐装置将P个相邻节点所对应的特征向量输入至GATAE,由GATAE对每个相邻节点所对应的特征向量进行编码,从而得到P个编码向量。

[0214] 205、根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0215] 本实施例中,信息推荐装置分别计算P个编码向量中每个编码向量与目标编码向量之间的节点间距离,假设目标节点为节点A,P个节点分别为节点B、节点C和节点D,于是分别计算节点A与节点B的距离,得到节点间距离1,计算节点A与节点C的距离,得到节点间距离2,计算节点A与节点D的距离,得到节点间距离3。

[0216] 可以理解的是,节点间距离可以为余弦距离或欧式距离等,此次不做限定。

[0217] 206、将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0218] 本实施例中,信息推荐装置需要将P个节点间距离从小至大排列,为了便于说明,请参阅表3,表3为对P个节点间距离进行排列后得到的一个排列结果。

[0219] 表3

[0220]

目标节点	相邻节点	节点间距离
节点A	节点B	0.02
节点A	节点C	0.19
节点A	节点D	0.23
节点A	节点E	0.30
节点A	节点F	0.50
节点A	节点G	0.66
节点A	节点H	0.73

[0221] 如表3所示,假设P为7,由此得到7个节点间距离,假设Q为1,则将节点B确定为待推荐节点集合中的待推荐节点。假设Q为3,则将节点B、节点C和节点D确定为待推荐节点集合中的待推荐节点。

[0222] 207、根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合。

[0223] 本实施例中,信息推荐装置基于信息推荐请求中携带的客户端的标识确定对应的客户端,于是向该客户端推送待推荐节点集合,使得客户端能够展示待推荐节点集合。

[0224] 下面将结合好友推荐场景进行说明,在考虑用户甲的兴趣时,除了基于用户甲的属性还会参考用户甲的朋友的属性,如果用户甲的所有朋友对用户甲的影响力都是相同的,这显然不合理。例如,比如用户甲的好友里面有很多店家用户,虽然用户甲不理睬这些店家用户,但是这些店家用户在对用户甲进行好友推荐的时候就会造成巨大的干扰,误以为用户甲喜欢店家用户。而本申请提供的GATAE能够自动的评估出用户甲与哪些好友的关系更加密切,从而更多的参考这些关系密切的好友,给用户甲推荐更多高质量的好友。

[0225] 在一个具体的场景中,假设用户甲的朋友们都喜欢打篮球,那么很有可能用户甲也喜欢打篮球,只是没有为用户甲的个人介绍中显式的写出来,而是作为用户甲个人的隐藏属性,而GATAE能发现用户甲的隐藏属性,从而对用户甲的信息有一个更全面的认知。

[0226] 本申请实施例中,提供了一种信息推荐的方法,首先或接收客户端发送的信息推荐请求,根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,再通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量以及P个编码向量,根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,最后将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,从而根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合。通过上述方式,利用GATAE对图结构的目标节点以相邻节点进行编码,能够充分考

考虑到不同相邻节点对目标节点的重要程度,以及相邻节点与目标节点之间的互动请求,从而提升信息推荐的准确度和可靠性。

[0227] 可选地,在上述图9对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐的方法第一个可选实施例中,根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,可以包括:

[0228] 根据信息推荐请求,获取目标用户所对应的用户数据,其中,用户数据包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0229] 获取P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,其中,关联用户与相邻节点具有一一对应的关系;

[0230] 根据目标用户所对应的用户数据生成目标用户所对应的特征向量;

[0231] 根据P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,生成P个关联用户中每个关联用户所对应的特征向量;

[0232] 根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合,可以包括:

[0233] 根据信息推荐请求,向目标用户的客户端发送Q个关联用户的信息,以使客户端展示Q个关联用户的信息。

[0234] 本实施例中,介绍了一种基于好友推荐场景的信息推荐方法。具体地,信息推荐装置首先根据信息推荐请求确定目标节点,其中,目标节点具体可以为目标用户,该目标用户的相邻节点即为该目标用户的关联用户(比如好友列表中的用户),分别获取目标用户以及关联用户的用户数据,可以理解的是,用户数据包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业中的至少一项。再将这些用户数据进行特征处理,得到相应的特征向量,然后通过GATAE获取目标用户的目标编码向量,并且通过GATAE获取每个关联用户的编码向量。若目标用户有P个关联用户,则根据目标编码向量以及P个编码向量,进而确定P个节点间距离,最终根据P个节点间距离选择距离最小的前Q个节点间距离,从而确定对应的Q个待推荐节点(即确定Q个关联用户)。

[0235] 为了便于介绍,请参阅图10,图10为本申请实施例中基于好友推荐场景的一个图结构示意图,如图所示,假设目标用户有9位关联用户,即M为9,分别获取目标用户以及9位关联用户的用户数据,如表4所示,表4为各个用户的用户数据一个示意。

[0236] 表4

[0237]

	用户性别	用户年龄	用户标签信息	用户所在地区	用户职业
目标用户	男	28	动漫	深圳	工程师
Tom	男	32	篮球	深圳	医生
Tim	男	28	动漫	深圳	工程师
明明	男	25	足球	北京	无业
红红	女	33	运动	上海	律师
科仔	男	30	美食	成都	厨师
赵姐	女	48	购物	深圳	工程师
李哥	男	50	运动	上海	律师
小何	女	22	篮球	杭州	秘书

薇薇	女	20	动漫	上海	学生
----	---	----	----	----	----

[0238] 由表4可知,每个用户具有多个维度的数据,即包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业,可以理解的是,实际应用中还可以获取其他维度的数据,此处仅为一个示意。基于表4中的用户数据,可以进一步计算每个关联用户与目标用户之间的节点间距离,并且将这些节点间距离从小至大排列,请参阅表5,表5为按照节点间距离从小至大的顺序排列后的一个示意。

[0239] 表5

[0240]	关联用户	节点间距离
	Tom	0.02
	明明	0.19
	小何	0.23
	赵姐	0.30
	薇薇	0.50
	Tim	0.66
	李哥	0.73
	科仔	0.85
	红红	0.94

[0241] 由表5可知,假设Q取值为4,即获取节点间距离排列在前4位的关联用户,那么待推荐节点集合包括关联用户“Tom”、关联用户“明明”、关联用户“小何”以及关联用户“赵姐”,于是向目标用户的客户端推送这4位关联用户的信息,请参阅图11,图11为本申请实施例中基于好友推荐场景的一个信息推荐界面示意图,如图所示,目标用户可以通过信息推荐界面查看到系统为自己推荐的好友信息,即为“Tom”的信息、“明明”的信息、“小何”的信息以及“赵姐”的信息。

[0242] 其次,本申请实施例中,提供了一种基于好友推荐场景的信息推荐方法,通过上述方式,能够充分考虑到不同关联用户对目标用户的重要程度,从而可以在好友推荐场景中,为目标用户推送更符合要求的关联用户信息。

[0243] 可选地,在上述图9对应的各个实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐的方法第二个可选实施例中,根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,可以包括:

[0244] 根据信息推荐请求,获取目标商品所对应的商品数据,其中,商品数据包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息中的至少一项,目标商品与目标节点具有对应关系;

[0245] 获取P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,其中,关联商品与相邻节点具有一一对应的关系;

[0246] 根据目标商品所对应的商品数据生成目标商品所对应的特征向量;

[0247] 根据P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,生成P个关联商品中每个关联商品所对应的特征向量;

[0248] 根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合,可以包括:

[0249] 根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联商品,以使客户端展示Q个关联商品。

[0250] 本实施例中,介绍了一种基于商品推荐场景的信息推荐方法,在商品推荐场景中,如果两个商品被同一个人购买,则在构图的时候认为这两个商品之间是相关的,比如用户甲同时购买了“B品牌哑铃”和“A品牌电话”,那么“B品牌哑铃”和“A品牌电话”即互为相邻节点。具体地,信息推荐装置首先根据信息推荐请求确定目标节点,其中,目标节点具体可以为目标商品,该目标商品的相邻节点即为该目标商品的关联商品,分别获取目标商品以及关联商品的 商品数据,可以理解的是,商品数据包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息中的至少一项。再将这些商品数据进行特征处理,得到相应的特征向量,然后通过GATAE获取目标商品的目标编码向量,并且通过GATAE获取每个关联商品的编码向量。若目标商品有P个关联商品,则根据目标编码向量以及P个编码向量,进而确定P个节点间距离,最终根据P个节点间距离选择距离最小的前Q个节点间距离,从而确定对应的Q个待推荐节点(即确定Q个关联商品)。

[0251] 为了便于介绍,请参阅图12,图12为本申请实施例中基于商品推荐场景的一个图结构示意图,如图所示,假设目标商品有9位关联商品,即M为9,分别获取目标商品以及9位关联商品的 商品数据,假设目标商品为“K品牌电风扇”,如表6所示,表6为各个商品的 商品数据一个示意。

[0252] 表6

[0253]		商品名称	商品类别	商品销售量	商品产地	商品评价信息
	K 品牌电风扇	电风扇	电器	26261	山东	好评度 80%
	A 品牌电话	电话	电器	12643	上海	好评度 95%
	G 品牌哑铃	哑铃	运动器材	2685	广东	好评度 98%
[0254]	D 品牌投影仪	投影仪	电器	3541	福建	好评度 88%
	G 品牌游戏机	游戏机	电器	59621	广东	好评度 78%
	C 品牌打印机	打印机	电器	15536	黑龙江	好评度 88%
	F 品牌无人机	无人机	电器	6817	江苏	好评度 90%
	H 品牌薯片	薯片	零食	85681	辽宁	好评度 95%
	A 品牌电视	电视	电器	22684	上海	好评度 80%
	B 品牌手机	手机	电器	69751	贵州	好评度 90%

[0255] 由表6可知,每个商品具有多个维度的数据,即包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息,可以理解的是,实际应用中还可以获取其他维度的数据,此处仅为一个示意。基于表6中的商品数据,可以进一步计算每个关联商品与目标商品之间的节点间距离,并且将这些节点间距离从小至大排列,请参阅表7,表7为按照节点间距离从小至大的顺序排列后的一个示意。

[0256] 表7

[0257]	关联商品	节点间距离
	A品牌电话	0.03
	B品牌手机	0.20
	C品牌打印机	0.28
	D品牌投影机	0.30

G品牌游戏机	0.49
A品牌电视	0.58
F品牌无人机	0.67
G品牌哑铃	0.72
H品牌薯片	0.84

[0258] 由表7可知,假设Q取值为4,即获取节点间距离排列在前4位的关联商品,那么待推荐节点集合包括关联商品“A品牌电话”、关联商品“B品牌手机”、关联商品“C品牌打印机”以及关联商品“D品牌投影机”,于是向客户端推送这4个关联商品,请参阅图13,图13为本申请实施例中基于商品推荐场景的一个信息推荐界面示意图,如图所示,当用户在客户端上选择“K品牌电风扇”时,可以通过信息推荐界面查看到系统为自己推荐的关联商品,即为“A品牌电话”、“B品牌手机”、“C品牌打印机”以及“D品牌投影机”。

[0259] 其次,本申请实施例中,提供了一种基于商品推荐场景的信息推荐方法,通过上述方式,能够充分考虑到不同关联商品对目标商品的重要程度,从而可以在商品推荐场景中,推送更符合要求的关联商品信息。

[0260] 可选地,在上述图9对应的各个实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐的方法第三个可选实施例中,根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,可以包括:

[0261] 根据信息推荐请求,获取目标影片所对应的影片数据,其中,影片数据包括影片名称、影片类别、影片票房信息、影片参与者信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0262] 获取P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,其中,关联影片与相邻节点具有一一对应的关系;

[0263] 根据目标影片所对应的影片数据生成目标影片所对应的特征向量;

[0264] 根据P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,生成P个关联影片中每个关联影片所对应的特征向量;

[0265] 根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合,可以包括:

[0266] 根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联影片,以使客户端展示Q个关联影片。

[0267] 本实施例中,介绍了一种基于影片推荐场景的信息推荐方法,在影片推荐场景中,如果两个影片被同一个人观看,则在构图的时候认为这两个影片之间是相关的,比如用户甲同时观看了“影片C”和“影片M”,那么“影片C”和“影片M”即互为相邻节点。具体地,信息推荐装置首先根据信息推荐请求确定目标节点,其中,目标节点具体可以为目标影片,该目标影片的相邻节点即为该目标影片的关联影片,分别获取目标影片以及关联影片的影片数据,可以理解的是,影片数据包括影片名称、影片类别、影片票房信息、影片参与者信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果中的至少一项。再将这些影片数据进行特征处理,得到相应的特征向量,然后通过GATAE获取目标影片的目标编码向量,并且通过GATAE获取每个关联影片的编码向量。若目标影片有P个关联影片,则根据目标编码向量以及P个编码向量,进而确定P个节点间距离,最终根据P个节点间距离选择距离最小的前Q个节点间距离,从而确定对应的Q个待推荐节点(即确定Q个关联影片)。

[0268] 为了便于介绍,请参阅图14,图14为本申请实施例中基于影片推荐场景的一个图

结构示意图,如图所示,假设目标影片有9个关联影片,即M为9,分别获取目标影片以及9位关联影片的影片数据,假设目标影片为“影片D”,如表8所示,表8为各个影片的影片数据一个示意。

[0269] 表8

[0270]

	影片票房信息	影片类别	影片时长	影片评价信息	影片播放效果
影片D	1.1亿	科幻片	126分钟	好评度65%	2D效果
影片A	1.6亿	动作片	135分钟	好评度85%	3D效果
影片T	3500万	动作片	111分钟	好评度70%	3D效果
影片C	7200万	动画片	120分钟	好评度80%	2D效果
影片Z	1.2亿	爱情片	128分钟	好评度88%	2D效果
影片X	9000万	动作片	154分钟	好评度89%	2D效果
影片M	1.5亿	科幻片	178分钟	好评度72%	3D效果
影片N	1.1亿	科幻片	135分钟	好评度90%	2D效果
影片H	5000万	爱情片	140分钟	好评度95%	2D效果
影片K	9800万	动画片	142分钟	好评度78%	3D效果

[0271] 由表8可知,每个影片具有多个维度的数据,即包括影片类别、影片票房信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果,可以理解的是,实际应用中还可以获取其他维度的数据,此处仅为一个示意。基于表8中的影片数据,可以进一步计算每个关联影片与目标影片之间的节点间距离,并且将这些节点间距离从小至大排列,请参阅表9,表9为按照节点间距离从小至大的顺序排列后的一个示意。

[0272] 表9

[0273]

关联影片	节点间距离
影片A	0.11
影片Z	0.25
影片H	0.29
影片K	0.30
影片T	0.49
影片N	0.58
影片M	0.70
影片X	0.79
影片C	0.92

[0274] 由表9可知,假设Q取值为4,即获取节点间距离排列在前4位的关联影片,那么待推荐节点集合包括关联影片“影片A”、关联影片“影片Z”、关联影片“影片H”以及关联影片“影片K”,于是向客户端推送这4个关联影片,请参阅图15,图15为本申请实施例中基于影片推荐场景的一个信息推荐界面示意图,如图所示,当用户在客户端上选择“影片D”时,可以通过信息推荐界面查看到系统为自己推荐的关联影片,即为“影片A”、“影片Z”、“影片H”以及“影片K”。

[0275] 其次,本申请实施例中,提供了一种基于影片推荐场景的信息推荐方法,通过上述方式,能够充分考虑到不同关联影片对目标影片的重要程度,从而可以在影片推荐场景中,

推送更符合要求的关联影片信息。

[0276] 下面对本申请中的网络的训练装置进行详细描述,请参阅图16,图16为本申请实施例中网络的训练装置一个实施例示意图,编码器训练装置30包括:

[0277] 获取模块301,用于根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0278] 编码模块302,用于根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器,N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0279] 解码模块303,用于通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0280] 训练模块304,用于根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0281] 本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,在自编码器的架构下,基于图注意力网络自编码器可以对不同的相邻节点分配相应的权重,并针对不同相邻节点的重要性进行编码,不但充分考虑到节点与节点之间互动的情况,而且在训练过程中采用自编码器的架构还可以提升网络的性能,使得编码结果更准确。

[0282] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练装置30的另一实施例中,

[0283] 获取模块301,具体用于根据第一图数据获取N个节点中每个节点所对应的数据;

[0284] 根据N个节点中每个节点所对应的数据,生成每个节点所对应的特征向量;

[0285] 根据N个节点中每个节点所对应的特征向量,获取特征向量集合。

[0286] 其次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,能够利用图数据生成每个节点对应的特征向量,并且用于后续的GATAE训练,由此提升方案的可行性。

[0287] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练装置30的另一实施例中,

[0288] 编码模块302,具体用于针对N个节点中任一节点,获取任一节点所对应的M个相邻节点,其中,M为大于或等于1的整数;

[0289] 根据特征向量集合获取任一节点的特征向量以及M个相邻节点中每个相邻节点的特征向量;

[0290] 基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取(M+1)个注意力系数,其中,(M+1)个注意力系数包括任一节点自身的注意力系数;

[0291] 基于(M+1)个注意力系数,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的编码向量。

[0292] 其次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,能够计算每个节点与相邻节点之间的注意力系数,通过注意力系数确定每个节点的重要程度,从而使得GATAE的鲁棒性更好。此外,由于计算对象仅为相邻节点,因此,无需访问整个图,只需关注相邻节点即可,从而提升模型训练以及模型预测的效率。

[0293] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练

装置30的另一实施例中，

[0294] 编码模块302,具体用于基于任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算M个原始注意力系数;

[0295] 基于任一节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器计算任一节点的原始注意力系数;

[0296] 对任一节点的原始注意力系数以及M个原始注意力系数中的每个原始注意力系数进行归一化处理,得到(M+1)个注意力系数。

[0297] 再次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,需要对计算得到的原始注意力系数以及原始注意力系数进行归一化处理,采用归一化处理可以使得每个注意力系数的贡献程度相同,从而能够提升模型精度。

[0298] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练装置30的另一实施例中,

[0299] 编码模块302,具体用于基于任一节点的所对应的(M+1)个注意力系数、任一节点的特征向量以及每个相邻节点的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取任一节点所对应的K个输出结果,其中,K为大于或等于1的整数;

[0300] 若K等于1,则将输出结果确定为任一节点所对应的编码向量;

[0301] 若K大于1,则将K个输出结果进行拼接处理,得到任一节点所对应的编码向量,或,对K个输出结果进行平均处理,得到任一节点所对应的编码向量。

[0302] 再次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,基于多头注意力机制能够使自注意力的学习过程更加稳定,可以使得GATAE在不同表示空间里学习到相关信息,从而提升GATAE的鲁棒性。

[0303] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练装置30的另一实施例中,

[0304] 训练模块304,具体用于根据第一图数据以及第二图数据,采用交叉熵损失函数确定第二模型参数;

[0305] 将图注意力网络自编码器的第一模型参数更新为第二模型参数;

[0306] 训练模块304,还用于根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新之后,若满足模型训练条件,则停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新。

[0307] 其次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,交叉熵损失函数对于GATAE最后一层权重的梯度不再跟激活函数的导数相关,只跟输出值和真实值的差值成正比,因此,收敛速度较快,且由于反向传播是连乘的,从而使得整个权重矩阵的更新都会加快,进而提升GATAE的训练效率。

[0308] 可选地,在上述图16所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的编码器训练装置30的另一实施例中,

[0309] 训练模块304,具体用于若交叉熵损失函数的结果小于或等于损失阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自编码器的模型参数进行更新;

[0310] 或者,

[0311] 若迭代次数达到次数阈值,则确定满足模型训练条件,并停止对图注意力网络自

编码器的模型参数进行更新。

[0312] 再次,本申请实施例中,提供了一种编码器训练装置,采用上述装置,能够根据实际情况选择一种针对GATAE的模型训练条件,从而提升的模型训练的灵活性和可行性。

[0313] 下面对本申请中的信息推荐装置进行详细描述,请参阅图17,图17为本申请实施例中信息推荐装置一个实施例示意图,信息推荐装置40包括:

[0314] 获取模块401,用于接收客户端发送的信息推荐请求,其中,信息推荐请求携带目标节点的标识以及客户端的标识;

[0315] 获取模块401,用于根据信息推荐请求,获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0316] 获取模块401,还用于基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量,其中,图注意力网络自编码器为采用上述实施例中任一项方法训练得到的;

[0317] 获取模块401,还用于基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0318] 确定模块402,用于根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0319] 排列模块403,用于将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0320] 推送模块404,用于根据信息推荐请求,向客户端推送待推荐节点集合。

[0321] 本申请实施例中,提供了一种信息推荐装置,采用上述装置,利用GATAE对图结构的目标节点以相邻节点进行编码,能够充分考虑到不同相邻节点对目标节点的重要程度,以及相邻节点与目标节点之间的互动请求,从而提升信息推荐的准确度和可靠性。

[0322] 可选地,在上述图17所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐装置40的另一实施例中,

[0323] 获取模块401,具体用于根据信息推荐请求,获取目标用户所对应的用户数据,其中,用户数据包括用户性别、用户年龄、用户标签信息、用户所在地区以及用户职业中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0324] 获取P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,其中,关联用户与相邻节点具有一一对应的关系;

[0325] 根据目标用户所对应的用户数据生成目标用户所对应的特征向量;

[0326] 根据P个关联用户中每个关联用户所对应的用户数据,生成P个关联用户中每个关联用户所对应的特征向量;

[0327] 推送模块404,具体用于根据信息推荐请求,向目标用户的客户端发送Q个关联用户的信息,以使客户端展示Q个关联用户的信息。

[0328] 其次,本申请实施例中,提供了一种信息推荐装置,采用上述装置,能够充分考虑到不同关联用户对目标用户的重要程度,从而可以在好友推荐场景中,为目标用户推送更符合要求的关联用户信息。

[0329] 可选地,在上述图17所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐装置40的另一实施例中,

[0330] 获取模块401,具体用于根据信息推荐请求,获取目标商品所对应的商品数据,其中,商品数据包括商品名称、商品类别、商品销售量、商品产地以及商品评价信息中的至少一项,目标商品与目标节点具有对应关系;

[0331] 获取P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,其中,关联商品与相邻节点具有一一对应的关系;

[0332] 根据目标商品所对应的商品数据生成目标商品所对应的特征向量;

[0333] 根据P个关联商品中每个关联商品所对应的商品数据,生成P个关联商品中每个关联商品所对应的特征向量;

[0334] 推送模块404,具体用于根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联商品,以使客户端展示Q个关联商品。

[0335] 其次,本申请实施例中,提供了一种信息推荐装置,采用上述装置,能够充分考虑到不同关联商品对目标商品的重要程度,从而可以在商品推荐场景中,推送更符合要求的关联商品信息。

[0336] 可选地,在上述图17所对应的实施例的基础上,本申请实施例提供的信息推荐装置40的另一实施例中,

[0337] 获取模块401,具体用于根据信息推荐请求,获取目标影片所对应的影片数据,其中,影片数据包括影片名称、影片类别、影片票房信息、影片参与者信息、影片评价信息、影片时长以及影片播放效果中的至少一项,目标用户与目标节点具有对应关系;

[0338] 获取P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,其中,关联影片与相邻节点具有一一对应的关系;

[0339] 根据目标影片所对应的影片数据生成目标影片所对应的特征向量;

[0340] 根据P个关联影片中每个关联影片所对应的影片数据,生成P个关联影片中每个关联影片所对应的特征向量;

[0341] 推送模块404,具体用于根据信息推荐请求,向客户端发送Q个关联影片,以使客户端展示Q个关联影片。

[0342] 其次,本申请实施例中,提供了一种信息推荐装置,采用上述装置,能够充分考虑到不同关联影片对目标影片的重要程度,从而可以在影片推荐场景中,推送更符合要求的关联影片信息。

[0343] 本申请实施例还提供了另一种编码器训练装置以及信息推荐装置,图18是本申请实施例提供的一种服务器结构示意图,该服务器500可因配置或性能不同而产生比较大的差异,可以包括一个或一个以上中央处理器(central processing units,CPU) 522(例如,一个或一个以上处理器)和存储器532,一个或一个以上存储应用程序542或数据544的存储介质530(例如一个或一个以上海量存储设备)。其中,存储器532和存储介质530可以是短暂存储或持久存储。存储在存储介质530的程序可以包括一个或一个以上模块(图示没标出),每个模块可以包括对服务器中的一系列指令操作。更进一步地,中央处理器522可以设置为与存储介质530通信,在服务器500上执行存储介质530中的一系列指令操作。

[0344] 服务器500还可以包括一个或一个以上电源526,一个或一个以上有线或无线网络接口550,一个或一个以上输入输出接口558,和/或,一个或一个以上操作系统541,例如Windows Server™,Mac OS X™,Unix™,Linux™,FreeBSD™等等。

[0345] 上述实施例中由服务器所执行的步骤可以基于该图18所示的服务器结构。

[0346] 本申请实施例中,CPU 522用于执行如下步骤:

[0347] 根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0348] 根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0349] 通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0350] 根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0351] 本申请实施例中,CPU 522用于执行如下步骤:

[0352] 获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0353] 基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量;

[0354] 基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0355] 根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0356] 将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0357] 向客户端推送待推荐节点集合。

[0358] 本申请实施例还提供了另一种编码器训练装置以及信息推荐装置,如图19所示,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分,具体技术细节未揭示的,请参照本申请实施例方法部分。该终端设备可以为包括手机、平板电脑、个人数字助理(Personal Digital Assistant,PDA)、销售终端设备(Point of Sales,POS)、车载电脑等任意终端设备,以终端设备为个人电脑为例:

[0359] 图19示出的是与本申请实施例提供的终端设备相关的个人电脑的部分结构的框图。参考图19,个人电脑包括:射频(Radio Frequency,RF)电路610、存储器620、输入单元630、显示单元640、传感器650、音频电路660、无线保真(wireless fidelity,WiFi)模块670、处理器680、以及电源690等部件。本领域技术人员可以理解,图19中示出的个人电脑结构并不构成对个人电脑的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0360] 下面结合图19对个人电脑的各个构成部件进行具体的介绍:

[0361] RF电路610可用于收发信息或通话过程中,信号的接收和发送,特别地,将基站的下行信息接收后,给处理器680处理;另外,将设计上行的数据发送给基站。通常,RF电路610包括但不限于天线、至少一个放大器、收发信机、耦合器、低噪声放大器(Low Noise Amplifier,LNA)、双工器等。此外,RF电路610还可以通过无线通信与网络和其他设备通信。上述无线通信可以使用任一通信标准或协议,包括但不限于全球移动通讯系统(Global

System of Mobile communication,GSM)、通用分组无线服务 (General Packet Radio Service,GPRS)、码分多址 (Code Division Multiple Access,CDMA)、宽带码分多址 (Wideband Code Division Multiple Access,WCDMA)、长期演进 (Long Term Evolution,LTE)、电子邮件、短消息服务 (Short Messaging Service,SMS) 等。

[0362] 存储器620可用于存储软件程序以及模块,处理器680通过运行存储在存储器620的软件程序以及模块,从而执行个人电脑的各种功能应用以及数据处理。存储器620可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据个人电脑的使用所创建的数据(比如音频数据、电话本等)等。此外,存储器620可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

[0363] 输入单元630可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与个人电脑的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。具体地,输入单元630可包括触控面板631以及其他输入设备632。触控面板631,也称为触摸屏,可收集用户在其上或附近的触摸操作(比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触控面板631上或在触控面板631附近的操作),并根据预先设定的程式驱动相应的连接装置。可选的,触控面板631可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中,触摸检测装置检测用户的触摸方位,并检测触摸操作带来的信号,将信号传送给触摸控制器;触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息,并将它转换成触点坐标,再送给处理器680,并能接收处理器680发来的命令并加以执行。此外,可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面声波等多种类型实现触控面板631。除了触控面板631,输入单元630还可以包括其他输入设备632。具体地,其他输入设备632可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆等中的一种或多种。

[0364] 显示单元640可用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息以及个人电脑的各种菜单。显示单元640可包括显示面板641,可选的,可以采用液晶显示器(Liquid Crystal Display,LCD)、有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode,OLED)等形式来配置显示面板641。进一步的,触控面板631可覆盖显示面板641,当触控面板631检测到在其上或附近的触摸操作后,传送给处理器680以确定触摸事件的类型,随后处理器680根据触摸事件的类型在显示面板641上提供相应的视觉输出。虽然在图19中,触控面板631与显示面板641是作为两个独立的部件来实现个人电脑的输入和输入功能,但是在某些实施例中,可以将触控面板631与显示面板641集成而实现个人电脑的输入和输出功能。

[0365] 个人电脑还可包括至少一种传感器650,比如光传感器、运动传感器以及其他传感器。具体地,光传感器可包括环境光传感器及接近传感器,其中,环境光传感器可根据环境光线的明暗来调节显示面板641的亮度,接近传感器可在个人电脑移动到耳边时,关闭显示面板641和/或背光。作为运动传感器的一种,加速计传感器可检测各个方向上(一般为三轴)加速度的大小,静止时可检测出重力的大小及方向,可用于识别个人电脑姿态的应用(比如横竖屏切换、相关游戏、磁力计姿态校准)、振动识别相关功能(比如计步器、敲击)等;至于个人电脑还可配置的陀螺仪、气压计、湿度计、温度计、红外线传感器等其他传感器,在此不再赘述。

[0366] 音频电路660、扬声器661,传声器662可提供用户与个人电脑之间的音频接口。音

频电路660可将接收到的音频数据转换后的电信号,传输到扬声器661,由扬声器661转换为声音信号输出;另一方面,传声器662将收集的声音信号转换为电信号,由音频电路660接收后转换为音频数据,再将音频数据输出处理器680处理后,经RF电路610以发送给比如另一个人电脑,或者将音频数据输出至存储器620以便进一步处理。

[0367] WiFi属于短距离无线传输技术,个人电脑通过WiFi模块670可以帮助用户收发电子邮件、浏览网页和访问流式媒体等,它为用户提供了无线的宽带互联网访问。虽然图19示出了WiFi模块670,但是可以理解的是,其并不属于个人电脑的必须构成,完全可以根据需要在不改变发明的本质的范围内而省略。

[0368] 处理器680是个人电脑的控制中心,利用各种接口和线路连接整个个人电脑的各个部分,通过运行或执行存储在存储器620内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器620内的数据,执行个人电脑的各种功能和处理数据,从而对个人电脑进行整体监控。可选的,处理器680可包括一个或多个处理单元;可选的,处理器680可集成应用处理器和调制解调处理器,其中,应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等,调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是,上述调制解调处理器也可以不集成到处理器680中。

[0369] 个人电脑还包括给各个部件供电的电源690(比如电池),可选的,电源可以通过电源管理系统与处理器680逻辑相连,从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。

[0370] 尽管未示出,个人电脑还可以包括摄像头、蓝牙模块等,在此不再赘述。

[0371] 在本申请实施例中,该终端设备所包括的处理器680还具有以下功能:

[0372] 根据第一图数据获取N个节点所对应的特征向量集合,其中,特征向量集合中包括N个特征向量,且每个特征向量对应于图中的一个节点,N为大于或等于2的整数;

[0373] 根据特征向量集合,通过图注意力网络自编码器对每个节点所对应的特征向量进行编码处理,得到N个编码向量,其中,图注意力网络自编码器为通过图注意力网络进行编码的自编码器N个编码向量中的编码向量与特征向量集合中的特征向量具有对应关系;

[0374] 通过解码器对N个编码向量进行解码处理,得到第二图数据;

[0375] 根据第一图数据以及第二图数据,采用损失函数对图注意力网络自编码器的第一模型参数进行更新。

[0376] 在本申请实施例中,该终端设备所包括的处理器680还具有以下功能:

[0377] 获取目标节点所对应的特征向量以及P个相邻节点所对应的特征向量,其中,P为大于或等于1的整数;

[0378] 基于目标节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取目标编码向量;

[0379] 基于P个相邻节点所对应的特征向量,通过图注意力网络自编码器获取P个编码向量,其中,P个编码向量中的编码向量与相邻节点具有对应关系;

[0380] 根据目标编码向量以及P个编码向量,确定P个节点间距离,其中,P个节点间距离中的节点间距离表示目标节点与相邻节点之间的距离;

[0381] 将P个节点间距离从小至大排列,以排列在前Q个的相邻节点作为待推荐节点集合,其中,Q为大于或等于1,且小于或等于P的整数;

[0382] 向客户端推送待推荐节点集合。

[0383] 本申请实施例中还提供一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质中存储有计算机程序,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如前述各个实施例所执行的步骤。

[0384] 本申请实施例中还提供一种包括程序的计算机程序产品,当其在计算机上运行时,使得计算机执行如前述各个实施例所执行的步骤。

[0385] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0386] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0387] 作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0388] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0389] 集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(read-only memory,ROM)、随机存取存储器(random access memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0390] 以上所述,以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

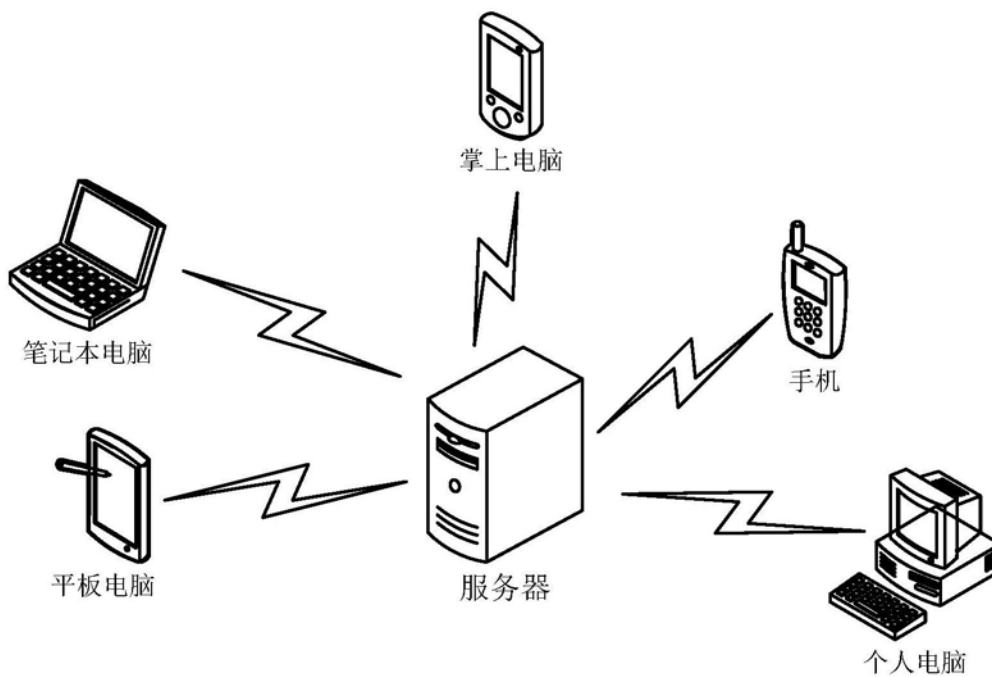


图1

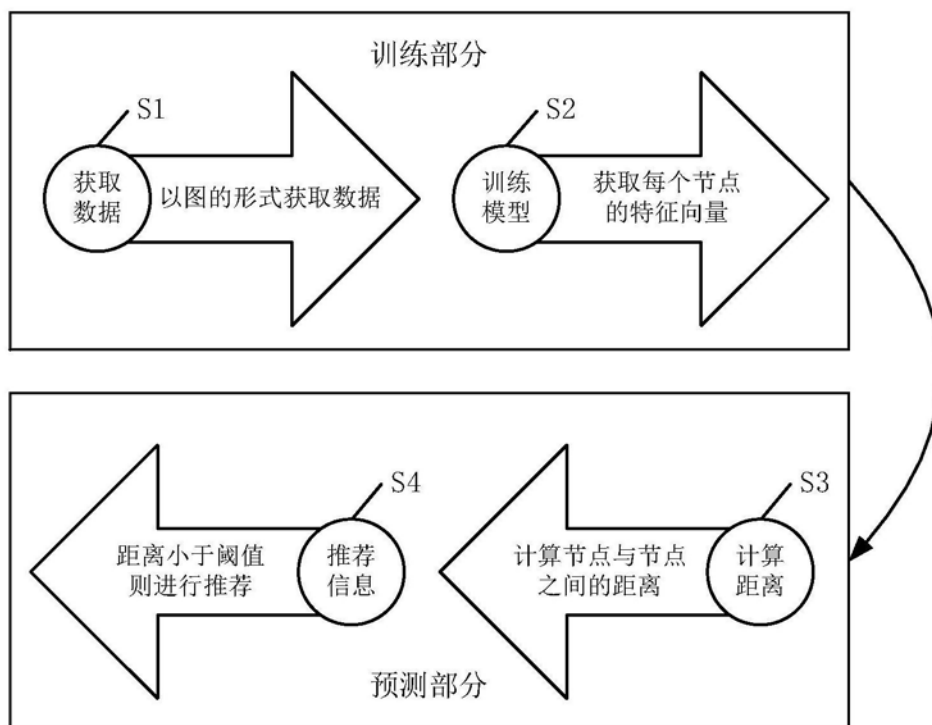


图2

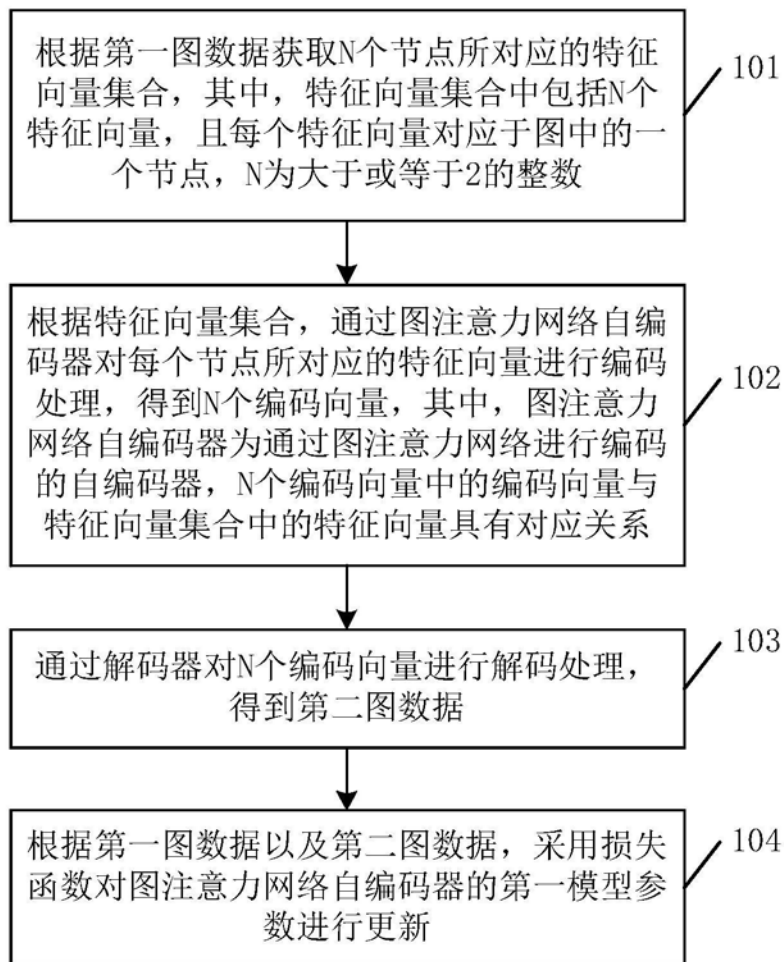


图3

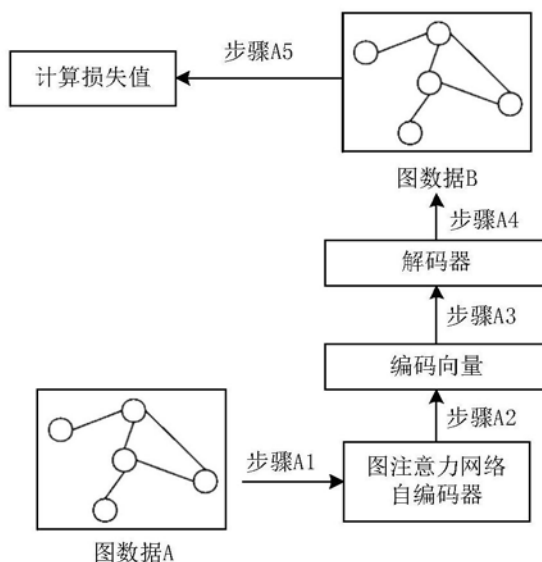


图4

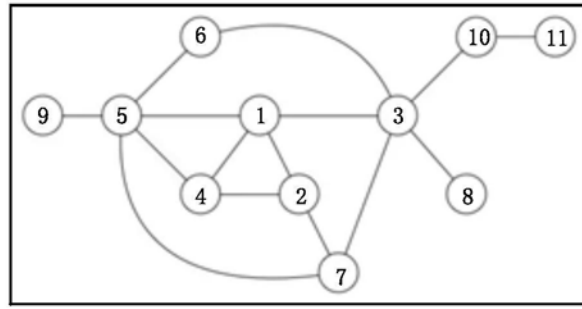


图5

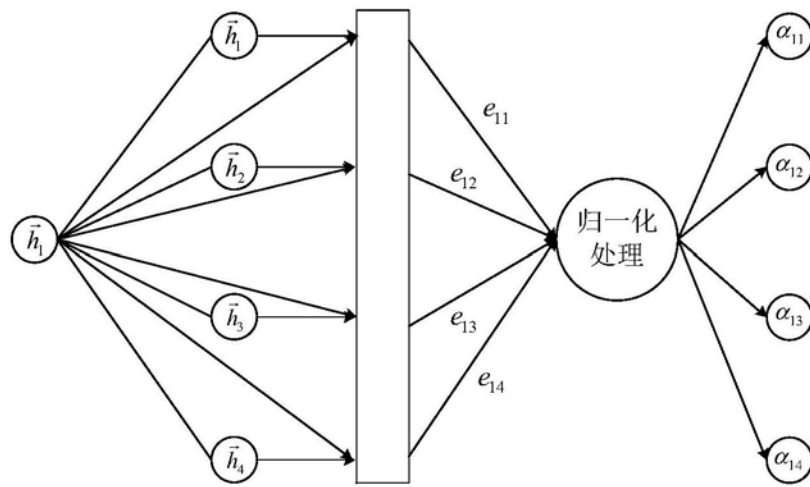


图6

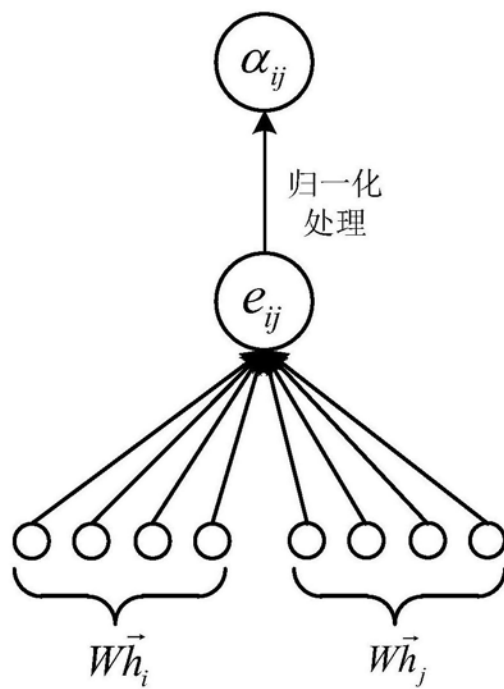


图7

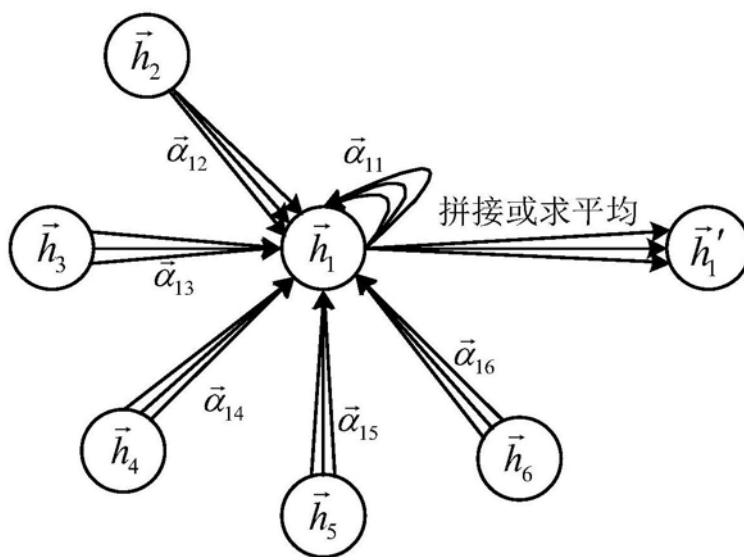


图8

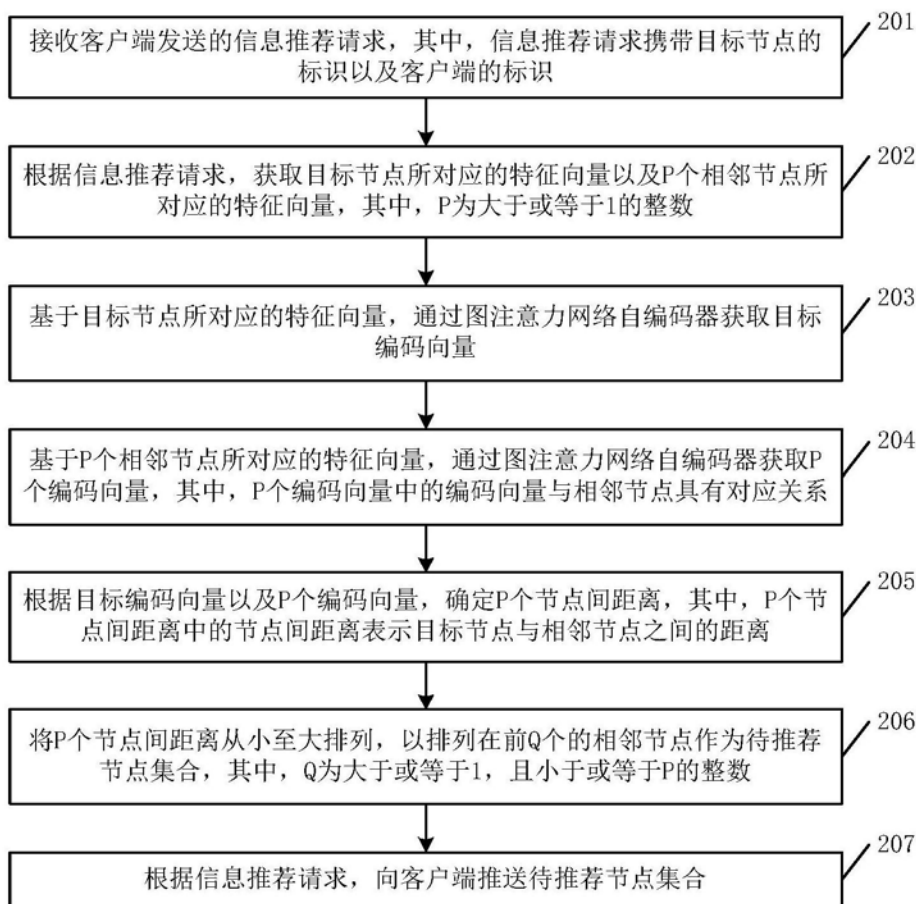


图9

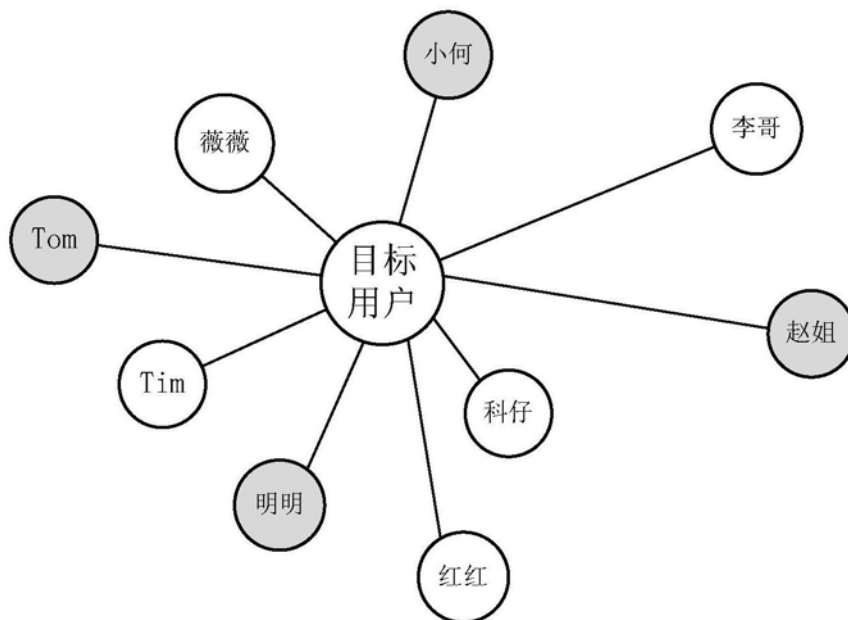


图10

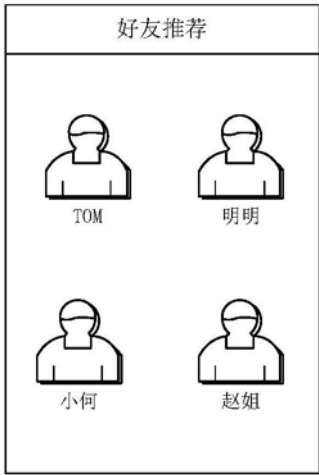


图11

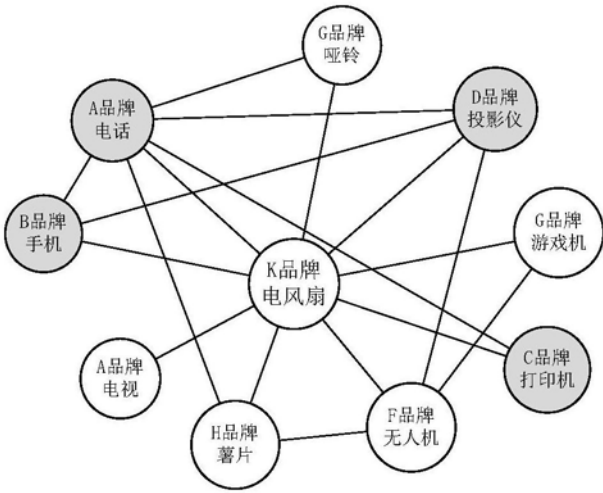


图12



图13

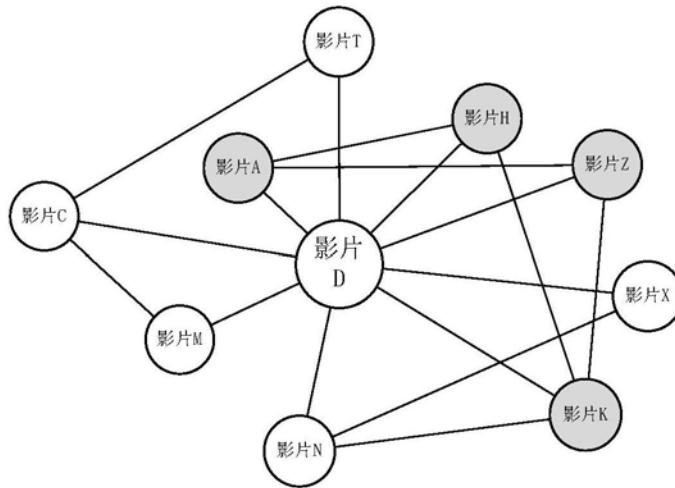


图14

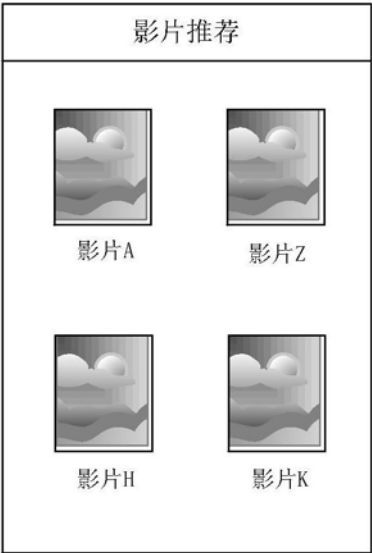


图15

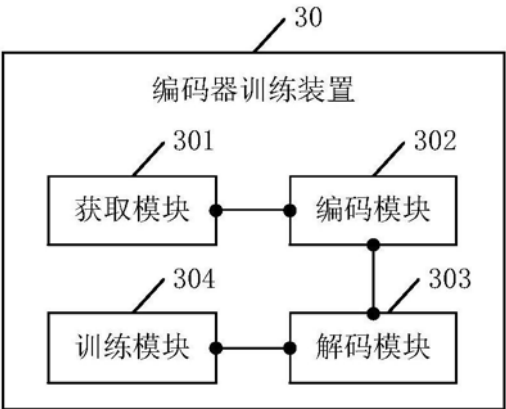


图16

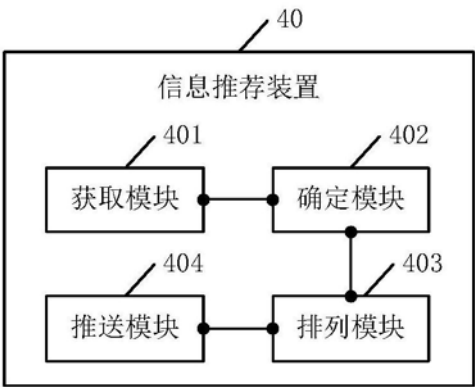


图17

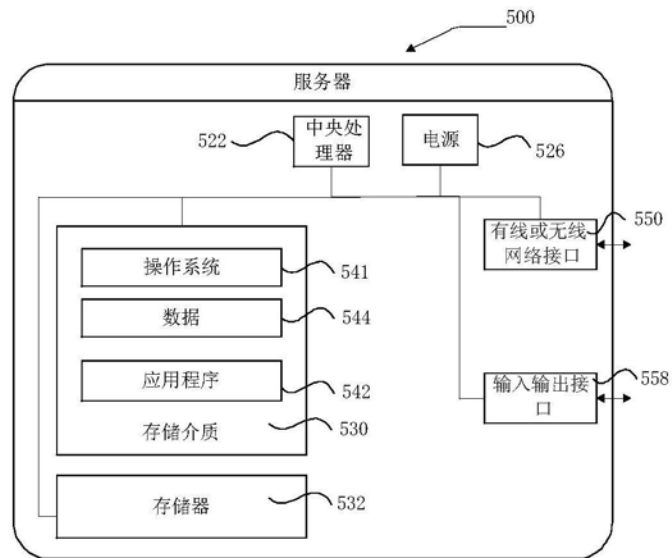


图18

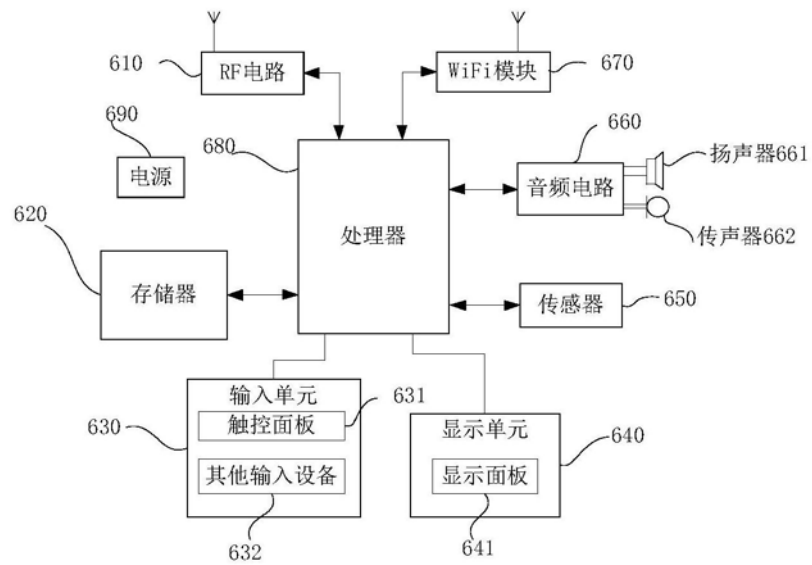


图19