(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 114004674 A
(43)申请公布日 2022.02.01

(21)申请号 202111274477.5

(22)申请日 2021.10.29

(71)申请人 京东科技信息技术有限公司
地址 100176 北京市北京经济技术开发区科创十一街18号院2号楼6层601

(72)发明人 孙冰 陈蒙

(74)专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事务所(普通合伙) 11201
代理人 单冠飞

(51)Int.Cl.
G06Q 30/06(2012.01)
G06Q 10/06(2012.01)
G06K 9/62(2022.01)
G06N 3/04(2006.01)
G06N 3/08(2006.01)

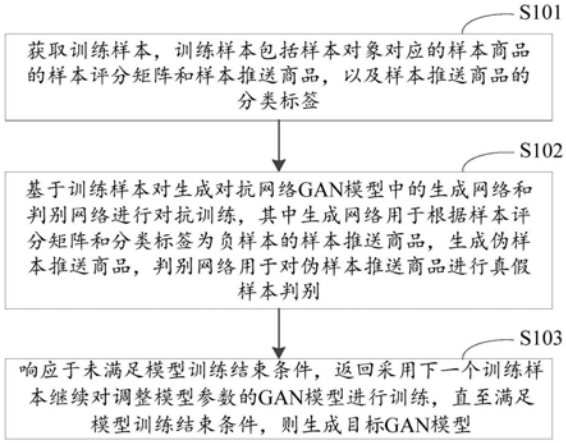
权利要求书3页 说明书13页 附图3页

(54)发明名称

模型训练方法、商品推送方法、装置和电子设备

(57)摘要

本申请提出一种模型训练方法、商品推送方法、装置和电子设备。训练方法:获取训练样本,训练样本包括样本评分矩阵和样本推送商品,以及样本推送商品的分类标签;基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练,生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品,生成伪样本推送商品,判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别;响应于未满足模型训练结束条件,返回采用下一个训练样本继续对GAN模型进行训练,直至满足模型训练结束条件,则生成目标GAN模型。由此,可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练,以生成目标GAN模型,可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。



CN 114004674 A

1.一种模型训练方法,其特征在于,包括:

获取训练样本,所述训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品,以及所述样本推送商品的分类标签;

基于所述训练样本对生成对抗网络模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练,其中所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品,生成伪样本推送商品,所述判别网络用于对所述伪样本推送商品进行真假样本判别;

响应于未满足模型训练结束条件,返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的生成对抗网络模型进行训练,直至满足所述模型训练结束条件,则生成目标生成对抗网络模型。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品,生成伪样本推送商品,包括:

对所述样本评分矩阵进行矩阵分解,得到所述样本对象的偏好因子向量和所述样本商品的属性因子向量,并基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量,获取所述样本对象的预测推送商品;

根据所述预测推送商品和所述分类标签为负样本的样本推送商品,得到所述伪样本推送商品。

3.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述样本推送商品的分类标签的生成过程包括:

提取每个所述样本推送商品的特征向量;

获取任一样本推送商品的所述特征向量与基点样本推送商品的所述特征向量之间的距离;

确定所述距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为正样本,以及确定所述距离大于所述第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为负样本。

4.根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

将所述样本推送商品输入至所述判别网络,由所述判别网络输出所述样本推送商品的判别标签;

将所述分类标签为负样本且所述判别标签为正样本的样本推送商品的所述分类标签更新为难分负样本。

5.一种商品推送方法,其特征在于,包括:

获取目标对象对应的商品的评分矩阵;

将所述评分矩阵输入至目标生成对抗网络模型,由所述目标生成对抗网络模型中的生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品,其中,所述目标生成对抗网络模型为采用如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法训练出的模型。

6.根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品,包括:

对所述评分矩阵进行矩阵分解,得到所述目标对象的偏好因子向量和所述商品的属性因子向量;

基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品。

7.根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述基于所述偏好因子向量和所述属性因

子向量确定所述推送商品，包括：

获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的乘积；

将所述乘积大于第一预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

8.根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品，包括：

获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的余弦距离；

将所述余弦距离小于第二预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

9.根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品，包括：

基于所述评分矩阵获取所述目标对象对所述商品的评价参数集；

根据所述评价参数集、所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述目标对象对所述商品的预测评分；

将所述预测评分大于第三预设阈值的所述商品作为所述推送商品。

10.根据权利要求9所述的方法，其特征在于，所述评价参数集包括统一参考评分、所述目标对象的对象偏移量、所述商品的商品偏移量、隐式参数、以及所述目标对象评价过的商品集合的大小。

11.一种模型训练装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取训练样本，所述训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及所述样本推送商品的分类标签；

训练模块，用于基于所述训练样本对生成对抗网络模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，所述判别网络用于对所述伪样本推送商品进行真假样本判别；

所述训练模块，还用于响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的生成对抗网络模型进行训练，直至满足所述模型训练结束条件，则生成目标生成对抗网络模型。

12.根据权利要求11所述的装置，其特征在于，所述训练模块，还用于：

对所述样本评分矩阵进行矩阵分解，得到所述样本对象的偏好因子向量和所述样本商品的属性因子向量，并基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述样本对象的预测推送商品；

根据所述预测推送商品和所述分类标签为负样本的样本推送商品，得到所述伪样本推送商品。

13.根据权利要求11所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：生成模块，所述生成模块，用于：

提取每个所述样本推送商品的特征向量；

获取任一样本推送商品的所述特征向量与基点样本推送商品的所述特征向量之间的距离；

确定所述距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为正样本，以及确定所述距离大于所述第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为负样本。

14.根据权利要求13所述的装置，其特征在于，所述生成模块，还用于：

将所述样本推送商品输入至所述判别网络，由所述判别网络输出所述样本推送商品的判别标签；

将所述分类标签为负样本且所述判别标签为正样本的样本推送商品的所述分类标签更新为难分负样本。

15.一种商品推送装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取目标对象对应的商品的评分矩阵；

确定模块，用于将所述评分矩阵输入至目标生成对抗网络模型，由所述目标生成对抗网络模型中的生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品，其中，所述目标生成对抗网络模型为采用如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法训练出的模型。

16.根据权利要求15所述的装置，其特征在于，所述确定模块，还用于：

对所述评分矩阵进行矩阵分解，得到所述目标对象的偏好因子向量和所述商品的属性因子向量；

基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品。

17.根据权利要求16所述的装置，其特征在于，所述确定模块，还用于：

获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的乘积；

将所述乘积大于第一预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

18.根据权利要求16所述的装置，其特征在于，所述确定模块，还用于：

获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的余弦距离；

将所述余弦距离小于第二预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

19.一种电子设备，其特征在于，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时，实现如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法，或者实现如权利要求5-10任一项所述的商品推送方法。

20.一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该程序被处理器执行时实现如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法，或者实现如权利要求5-10任一项所述的商品推送方法。

模型训练方法、商品推送方法、装置和电子设备

技术领域

[0001] 本申请涉及计算机应用技术领域，尤其涉及一种模型训练方法、商品推送方法、装置、电子设备和存储介质。

背景技术

[0002] 目前，随着网络技术的发展，购物应用程序、购物网页给人们的购物带来了很大便利，人们不用出门就可在家实现购物。为了向用户提供更优质的服务，可向用户提供智能推送等服务，比如，可在购物应用程序的推送页面中展示推送商品。然而，相关技术中的商品推送方法存在推送效果较差，人工成本高的问题。

发明内容

[0003] 本申请旨在至少在一定程度上解决相关技术中商品推送方法存在推送效果较差，人工成本高的技术问题之一。

[0004] 为此，本申请第一方面实施例提出一种模型训练方法，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0005] 本申请第二方面实施例提出一种商品推送方法，可将目标对象对应的商品的评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品。由此，可通过目标GAN模型为目标对象确定推送商品，有助于提升商品推送效果，可实现推送商品的自动确定，节省了人工成本，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0006] 本申请第三方面实施例提出一种模型训练装置。

[0007] 本申请第四方面实施例提出一种商品推送装置。

[0008] 本申请第五方面实施例提出一种电子设备。

[0009] 本申请第六方面实施例提出一种计算机可读存储介质。

[0010] 本申请第一方面实施例提出了一种模型训练方法，包括：获取训练样本，所述训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及所述样本推送商品的分类标签；基于所述训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，所述判别网络用于对所述伪样本推送商品进行真假样本判别；响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足所述模型训练结束条件，则生成目标GAN模型。

[0011] 根据本申请实施例的模型训练方法，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推

送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0012] 另外，根据本申请上述实施例的模型训练方法还可以具有如下附加的技术特征：

[0013] 在本申请的一个实施例中，所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，包括：对所述样本评分矩阵进行矩阵分解，得到所述样本对象的偏好因子向量和所述样本商品的属性因子向量，并基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述样本对象的预测推送商品；根据所述预测推送商品和所述分类标签为负样本的样本推送商品，得到所述伪样本推送商品。

[0014] 在本申请的一个实施例中，所述样本推送商品的分类标签的生成过程包括：提取每个所述样本推送商品的特征向量；获取任一样本推送商品的所述特征向量与基点样本推送商品的所述特征向量之间的距离；确定所述距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为正样本，以及确定所述距离大于所述第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为负样本。

[0015] 在本申请的一个实施例中，所述方法还包括：将所述样本推送商品输入至所述判别网络，由所述判别网络输出所述样本推送商品的判别标签；将所述分类标签为负样本且所述判别标签为正样本的样本推送商品的所述分类标签更新为难分负样本。

[0016] 本申请第二方面实施例提出了一种商品推送方法，包括：获取目标对象对应的商品的评分矩阵；将所述评分矩阵输入至目标GAN模型，由所述目标GAN模型中的生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品，其中，所述目标GAN模型为采用如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法训练出的模型。

[0017] 根据本申请实施例的商品推送方法，可将目标对象对应的商品的评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品。由此，可通过目标GAN模型为目标对象确定推送商品，有助于提升商品推送效果，可实现推送商品的自动确定，节省了人工成本，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0018] 另外，根据本申请上述实施例的商品推送方法还可以具有如下附加的技术特征：

[0019] 在本申请的一个实施例中，所述生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品，包括：对所述评分矩阵进行矩阵分解，得到所述目标对象的偏好因子向量和所述商品的属性因子向量；基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品。

[0020] 在本申请的一个实施例中，所述基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品，包括：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的乘积；将所述乘积大于第一预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0021] 在本申请的一个实施例中，所述基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品，包括：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的余弦距离；将所述余弦距离小于第二预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0022] 在本申请的一个实施例中，所述基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品，包括：基于所述评分矩阵获取所述目标对象对所述商品的评价参数集；根据所述评价参数集、所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述目标对象对所述商品的预测评分；将所述预测评分大于第三预设阈值的所述商品作为所述推送商品。

[0023] 在本申请的一个实施例中，所述评价参数集包括统一参考评分、所述目标对象的对象偏移量、所述商品的商品偏移量、隐式参数、以及所述目标对象评价过的商品集合的大小。

[0024] 本申请第三方面实施例提出了一种模型训练装置，包括：获取模块，用于获取训练样本，所述训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及所述样本推送商品的分类标签；训练模块，用于基于所述训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，所述判别网络用于对所述伪样本推送商品进行真假样本判别；所述训练模块，还用于响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足所述模型训练结束条件，则生成目标GAN模型。

[0025] 本申请实施例的模型训练装置，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0026] 另外，根据本申请上述实施例的模型训练装置还可以具有如下附加的技术特征：

[0027] 在本申请的一个实施例中，所述训练模块，还用于：对所述样本评分矩阵进行矩阵分解，得到所述样本对象的偏好因子向量和所述样本商品的属性因子向量，并基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述样本对象的预测推送商品；根据所述预测推送商品和所述分类标签为负样本的样本推送商品，得到所述伪样本推送商品。

[0028] 在本申请的一个实施例中，所述装置还包括：生成模块，所述生成模块，用于：提取每个所述样本推送商品的特征向量；获取任一样本推送商品的所述特征向量与基点样本推送商品的所述特征向量之间的距离；确定所述距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为正样本，以及确定所述距离大于所述第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为负样本。

[0029] 在本申请的一个实施例中，所述生成模块，还用于：将所述样本推送商品输入至所述判别网络，由所述判别网络输出所述样本推送商品的判别标签；将所述分类标签为负样本且所述判别标签为正样本的样本推送商品的所述分类标签更新为难分负样本。

[0030] 本申请第四方面实施例提出了一种商品推送装置，包括：获取模块，用于获取目标对象对应的商品的评分矩阵；确定模块，用于将所述评分矩阵输入至目标GAN模型，由所述目标GAN模型中的生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品，其中，所述目标GAN模型为采用如权利要求1-4任一项所述的模型训练方法训练出的模型。

[0031] 本申请实施例的商品推送装置，可将目标对象对应的商品的评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品。由此，可通过目标GAN模型为目标对象确定推送商品，有助于提升商品推送效果，可实现推送商品的自动确定，节省了人工成本，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0032] 另外，根据本申请上述实施例的商品推送装置还可以具有如下附加的技术特征：

[0033] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块，还用于：对所述评分矩阵进行矩阵分

解，得到所述目标对象的偏好因子向量和所述商品的属性因子向量；基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品。

[0034] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块，还用于：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的乘积；将所述乘积大于第一预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0035] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块，还用于：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的余弦距离；将所述余弦距离小于第二预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0036] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块，还用于：基于所述评分矩阵获取所述目标对象对所述商品的评价参数集；根据所述评价参数集、所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述目标对象对所述商品的预测评分；将所述预测评分大于第三预设阈值的所述商品作为所述推送商品。

[0037] 在本申请的一个实施例中，所述评价参数集包括统一参考评分、所述目标对象的对象偏移量、所述商品的商品偏移量、隐式参数、以及所述目标对象评价过的商品集合的大小。

[0038] 本申请第五方面实施例提出了一种电子设备，包括：存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述程序时，实现如前述第一方面实施例所述的模型训练方法，或者实现如前述第二方面实施例所述的商品推送方法。

[0039] 本申请实施例的电子设备，通过处理器执行存储在存储器上的计算机程序，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0040] 本申请第六方面实施例提出了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时，实现如前述第一方面实施例所述的模型训练方法，或者实现如前述第二方面实施例所述的商品推送方法。

[0041] 本申请实施例的计算机可读存储介质，通过存储计算机程序并被处理器执行，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0042] 本申请附加的方面和优点将在下面的描述中部分给出，部分将从下面的描述中变得明显，或通过本发明的实践了解到。

附图说明

[0043] 本申请上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解，其中：

[0044] 图1为根据本申请一个实施例的模型训练方法的流程示意图；

[0045] 图2为根据本申请一个实施例的模型训练方法中生成伪样本推送商品的流程示意图；

[0046] 图3为根据本申请一个实施例的模型训练方法中样本推送商品的分类标签的生成过程的流程示意图；

[0047] 图4为根据本申请一个实施例的商品推送方法的流程示意图；

[0048] 图5为根据本申请一个实施例的模型训练装置的结构示意图；

[0049] 图6为根据本申请一个实施例的商品推送装置的结构示意图；以及

[0050] 图7为根据本申请一个实施例的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0051] 下面详细描述本申请的实施例，所述实施例的示例在附图中示出，其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的，旨在用于解释本申请，而不能理解为对本申请的限制。

[0052] 下面参照附图描述本申请实施例的模型训练方法、商品推送方法、装置、电子设备和存储介质。

[0053] 图1为根据本申请一个实施例的模型训练方法的流程示意图。

[0054] 如图1所示，本申请实施例的模型训练方法，包括：

[0055] S101，获取训练样本，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签。

[0056] 需要说明的是，本申请实施例的模型训练方法的执行主体可为模型训练装置，本申请实施例的模型训练装置可以配置在任意电子设备中，以使该电子设备可以执行本申请实施例的模型训练方法。其中，电子设备可以为个人电脑(Personal Computer，简称PC)、云端设备、移动设备等，移动设备例如可以为手机、平板电脑、个人数字助理、穿戴式设备、车载设备等具有各种操作系统、触摸屏和/或显示屏的硬件设备。

[0057] 本申请的实施例中，可获取大量训练样本，每个训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签。

[0058] 可以理解的是，每个样本对象可对应多个样本商品，样本评分矩阵可包括多个样本对象对多个样本商品的评分，比如，样本评分矩阵可包括样本对象A_1、A_2至A_n对样本商品B_1、B_2至B_n的评分。

[0059] 样本推送商品指的是样本对象的推送商品，可以理解的是，不同的样本对象可对应不同的样本推送商品。

[0060] 分类标签可用于确定样本推送商品的类别，比如，分类标签包括但不限于正样本、负样本、难分负样本。

[0061] 需要说明的是，本申请的实施例中，对商品的类型不做过多限定，比如，商品包括但不限于洗护、食品、衣服等。

[0062] S102，基于训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别。

[0063] 本申请的实施例中，生成对抗网络(Generative Adversarial Network，GAN)模型可包括生成网络和判别网络。应说明的是，对生成网络和判别网络的类型均不做过多限定，例如，生成网络可为奇异值分解(Singular Value Decomposition，SVD)算法，或者SVD++算法。

[0064] 其中，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别。

[0065] 在一种实施方式中，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，可包括若判别网络判别伪样本推送商品为真样本，则表明生成网络生成伪样本推送商品的能力较强，可“骗过”判别网络；反之，若判别网络判别伪样本推送商品为假样本，则表明生成网络生成伪样本推送商品的能力较弱，不能“骗过”判别网络。

[0066] 在一种实施方式中，训练生成网络的过程中，可获取判别网络判别伪样本推送商品的正确率，若正确率小于预设阈值，表明生成网络生成伪样本推送商品的能力较强，则可结束本次生成网络的训练；若正确率大于或者等于预设阈值，表明生成网络生成伪样本推送商品的能力较弱，则可继续本次生成网络的训练，直至判别网络的正确率小于预设阈值。其中，预设阈值可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0067] 在一种实施方式中，基于训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，可包括分别训练生成网络和判别网络，在判别网络的训练过程中，固定生成网络的模型参数，以判别网络判别样本推送商品的正确率最大为约束条件，调整判别网络的模型参数；在生成网络的训练过程中，固定判别网络的模型参数，以判别网络判别样本推送商品的正确率最小为约束条件，调整生成网络的模型参数。

[0068] 在一种实施方式中，基于训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，可包括先基于训练样本训练判别网络，得到本次训练好的判别网络，再基于训练样本训练生成网络，得到本次训练好的生成网络，重复执行上述训练过程。

[0069] S103，响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足模型训练结束条件，则生成目标GAN模型。

[0070] 本申请的实施例中，可响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足模型训练结束结束条件，可将最后一次训练得到的GAN模型作为目标GAN模型。

[0071] 本申请的实施例中，模型训练结束条件可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。例如，模型训练结束条件可包括生成网络训练时，判别网络判别样本推送商品的正确率小于预设第一阈值，判别网络训练时，判别网络判别样本推送商品的正确率大于预设第二阈值。或者，模型训练结束条件可包括模型训练次数达到预设第三阈值。其中，预设第一阈值、预设第二阈值、预设第三阈值均可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0072] 综上，根据本申请实施例的模型训练方法，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0073] 在上述任一实施例的基础上，如图2所示，步骤S102中生成网络用于根据样本评分

矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，包括：

[0074] S201，对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量，并基于偏好因子向量和属性因子向量，获取样本对象的预测推送商品。

[0075] 本申请的实施例中，生成网络可对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量。可以理解的是，偏好因子向量与样本对象具有一一对应关系，属性因子向量与样本商品具有一一对应关系。

[0076] 在一种实施方式中，生成网络可基于SVD++算法对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量。

[0077] 进一步地，可基于偏好因子向量和属性因子向量，获取样本对象的预测推送商品。

[0078] 需要说明的是，基于偏好因子向量和属性因子向量，获取样本对象的预测推送商品的相关内容可参见下述实施例中基于偏好因子向量和属性因子向量确定推送商品的相关内容，这里不再赘述。

[0079] S202，根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品。

[0080] 本申请的实施例中，生成网络可根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品。

[0081] 在一种实施方式中，根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品，可包括从预测推送商品中去除分类标签为负样本的样本推送商品，并将去除后的预测推送商品作为伪样本推送商品。由此，伪样本推送商品中不存在分类标签为负样本的样本推送商品，可提高生成网络生成伪样本推送商品的能力。

[0082] 在一种实施方式中，根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品，可包括根据预测推送商品、分类标签为负样本的样本推送商品以及样本的概率分布，得到伪样本推送商品。由此，该方法可考虑到样本的概率分布对伪样本推送商品的影响，使得伪样本推送商品的概率分布更加合理。

[0083] 由此，该方法中生成网络可对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量，并基于偏好因子向量和属性因子向量，获取样本对象的预测推送商品，并根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品。

[0084] 在上述任一实施例的基础上，如图3所示，步骤S101中样本推送商品的分类标签的生成过程包括：

[0085] S301，提取每个样本推送商品的特征向量。

[0086] 本申请的实施例中，可基于三元组损失(Triplet Loss)算法训练标签分类模型，直至达到模型训练结束条件，生成目标标签分类模型。其中，模型训练结束条件可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0087] 本申请的实施例中，可基于目标标签分类模型提取每个样本推送商品的特征向量。

[0088] S302，获取任一样本推送商品的特征向量与基点样本推送商品的特征向量之间的距离。

[0089] 可以理解的是，基点样本推送商品的数量为一个。

[0090] 在一种实施方式中，可选取评分最高的样本推送商品作为基点样本推送商品。

[0091] 本申请的实施例中，可获取任一样本推送商品(非基点样本推送商品)的特征向量与基点样本推送商品的特征向量之间的距离。其中，距离可为欧式距离、曼哈顿距离等，这里不做过多限定。

[0092] 例如，任一样本推送商品的特征向量为$f(x_i)$，基点样本推送商品的特征向量为$f(x_a)$，则任一样本推送商品的特征向量$f(x_i)$与基点样本推送商品的特征向量$f(x_a)$之间的距离可通过下述公式来获取：

[0093] $L=|f(x_i)-f(x_a)|^2$

[0094] S303，确定距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为正样本，以及确定距离大于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为负样本。

[0095] 本申请的实施例中，若距离小于或者等于第四预设阈值，表明该样本推送商品的类别与基点样本推送商品的类别的相似度较高，则可确定距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为正样本；反之，若距离大于第四预设阈值，表明该样本推送商品的类别与基点样本推送商品的类别的相似度较低，则可确定距离大于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为负样本。

[0096] 其中，第四预设阈值可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0097] 由此，该方法可基于三元组损失算法对样本推送商品进行分类，生成分类标签，实现了三元组损失算法在商品推送场景下的应用。

[0098] 在上述任一实施例的基础上，步骤S101获取训练样本之后，可将样本推送商品输入至判别网络，由判别网络输出样本推送商品的判别标签，并将分类标签为负样本且判别标签为正样本的样本推送商品的分类标签更新为难分负样本。

[0099] 在一种实施方式中，可将分类标签为难分负样本的样本推送商品反复输入至判别网络，以训练判别网络的判别能力。

[0100] 由此，该方法可基于基于三元组损失算法对样本推送商品进行分类，生成分类标签，再结合判别模型生成的判别标签实现难分负样本的准确获取，有助于提高模型训练效果。

[0101] 图4为根据本申请一个实施例的商品推送方法的流程示意图。

[0102] 如图4所示，本申请实施例的商品推送方法，包括：

[0103] S401，获取目标对象对应的商品的评分矩阵。

[0104] 需要说明的是，本申请实施例的模型训练方法的执行主体可为模型训练装置，本申请实施例的模型训练装置可以配置在任意电子设备中，以使该电子设备可以执行本申请实施例的模型训练方法。其中，电子设备可以为个人电脑(Personal Computer，简称PC)、云端设备、移动设备等，移动设备例如可以为手机、平板电脑、个人数字助理、穿戴式设备、车载设备等具有各种操作系统、触摸屏和/或显示屏的硬件设备。

[0105] 本申请的实施例中，可获取目标对象对应的商品的评分矩阵。可以理解的是，每个目标对象可对应多个商品，评分矩阵可包括多个目标对象对多个商品的评分，比如，评分矩阵可包括目标对象A_1、A_2至A_n对商品B_1、B_2至B_n的评分。

[0106] S402，将评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品，其中，目标GAN模型为采用模型训练方法训练出的模型。

[0107] 本公开的实施例中，可将评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品，其中，目标GAN模型为采用本申请实施例的模型训练方法训练出的模型。

[0108] 本申请的实施例中，GAN模型可包括生成网络和判别网络。应说明的是，对生成网络和判别网络的类型均不做过多限定，例如，生成网络可为SVD算法，或者SVD++算法。

[0109] 在一种实施方式中，生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品，可包括对评分矩阵进行矩阵分解，得到目标对象的偏好因子向量和商品的属性因子向量，基于偏好因子向量和属性因子向量确定推送商品。可以理解的是，偏好因子向量与样本对象具有一一对应关系，属性因子向量与样本商品具有一一对应关系。

[0110] 在一种实施方式中，生成网络可基于SVD++算法对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量。

[0111] 本申请的实施例中，偏好因子向量用于表征目标对象的偏好特征，属性因子向量用于表征商品的属性特征，可基于偏好因子向量和属性因子向量确定目标对象的推送商品。

[0112] 在一种实施方式中，基于偏好因子向量和属性因子向量确定目标对象的推送商品，可包括如下三种可能的实施方式：

[0113] 方式1、获取偏好因子向量和每个属性因子向量的乘积，将乘积大于第一预设阈值的属性因子向量对应的商品作为推送商品。

[0114] 本申请的实施例中，偏好因子向量和属性因子向量的乘积可表征目标对象对商品的偏好程度，上述乘积越大表征目标对象的偏好程度越高。

[0115] 本申请的实施例中，可获取偏好因子向量和每个属性因子向量的乘积，将乘积大于第一预设阈值的属性因子向量对应的商品作为推送商品，即可筛选出乘积较大的属性因子向量对应的商品作为推送商品。

[0116] 其中，第一预设阈值可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0117] 由此，该方法可基于偏好因子向量和属性因子向量的乘积确定推送商品。

[0118] 方式2、获取偏好因子向量和每个属性因子向量的余弦距离，将余弦距离小于第二预设阈值的属性因子向量对应的商品作为推送商品。

[0119] 本申请的实施例中，偏好因子向量和属性因子向量的余弦距离可表征目标对象对商品的偏好程度，上述余弦距离越小表征目标对象的偏好程度越高。

[0120] 本申请的实施例中，可获取偏好因子向量和每个属性因子向量的余弦距离，将余弦距离小于第二预设阈值的属性因子向量对应的商品作为推送商品，即可筛选出余弦距离较小的属性因子向量对应的商品作为推送商品。

[0121] 其中，第二预设阈值可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0122] 由此，该方法可基于偏好因子向量和属性因子向量的余弦距离确定推送商品。

[0123] 方式3、基于评分矩阵获取目标对象对商品的评价参数集，根据评价参数集、偏好因子向量和属性因子向量，获取目标对象对商品的预测评分，将预测评分大于第三预设阈值的商品作为推送商品。

[0124] 在一种实施方式中，可基于SVD++算法从评分矩阵中获取目标对象对商品的评价参数集。其中，评价参数集包括统一参考评分、目标对象的对象偏移量、商品的商品偏移量、

隐式参数、以及目标对象评价过的商品集合的大小。应说明的是，目标对象的对象偏移量指的是目标对象的参考评分相对于统一参考评分的偏移量，商品的商品偏移量指的是商品的参考评分相对于统一参考评分的偏移量，目标对象评价过的商品集合可为商品名称的集合，目标对象评价过的商品集合的大小可为商品集合所包含的商品数量。

[0125] 在一种实施方式中，根据评价参数集、偏好因子向量和属性因子向量，获取目标对象对商品的预测评分，可通过下述公式来实现：

[0126] $$r_{ui} = \mu + b_i + b_u + q_i^T(p_u + |N_u|^{-\frac{1}{2}} \sum_{i \in N_u} y_i)$$

[0127] 其中，r_{ui}为目标对象u对商品i的预测评分，μ为统一参考评分，b_i为商品i的商品偏移量，b_u为目标对象u的对象偏移量，q_i^T为商品i的属性因子向量的转置，P_u为目标对象u的偏好因子向量，N_u为目标对象u评价过的商品集合，y_i为隐式参数。

[0128] 本申请的实施例中，目标对象对商品的预测评分可表征目标对象对商品的偏好程度，上述预测评分越大表征目标对象的偏好程度越高。

[0129] 本申请的实施例中，可获取目标对象对商品的预测评分，将预测评分大于第三预设阈值的商品作为推送商品，即可筛选出预测评分较大的商品作为推送商品。

[0130] 其中，第三预设阈值可根据实际情况进行设置，这里不做过多限定。

[0131] 由此，该方法可基于评价参数集、偏好因子向量和属性因子向量获取目标对象对商品的预测评分，可综合考虑到评价参数集、偏好因子向量和属性因子向量对预测评分的影响，使得预测评分更加准确，并基于预测评分确定推送商品。

[0132] 根据本申请实施例的商品推送方法，可将目标对象对应的商品的评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品。由此，可通过目标GAN模型为目标对象确定推送商品，有助于提升商品推送效果，可实现推送商品的自动确定，节省了人工成本，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0133] 与上述图1至图3实施例提供的模型训练方法相对应，本公开还提供一种模型训练装置，由于本公开实施例提供的模型训练装置与上述图1至图3实施例提供的模型训练方法相对应，因此模型训练方法的实施方式也适用于本公开实施例提供的模型训练装置，在本公开实施例中不再详细描述。

[0134] 图5为根据本申请一个实施例的模型训练装置的结构示意图。

[0135] 如图5所示，本申请实施例的模型训练装置100可以包括：获取模块110和训练模块120。

[0136] 获取模块110，用于获取训练样本，所述训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及所述样本推送商品的分类标签；

[0137] 训练模块120，用于基于所述训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中所述生成网络用于根据所述样本评分矩阵和所述分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，所述判别网络用于对所述伪样本推送商品进行真假样本判别；

[0138] 所述训练模块120，还用于响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足所述模型训练结束条件，则生成目标GAN模型。

[0139] 在本申请的一个实施例中，所述训练模块120，还用于：对所述样本评分矩阵进行矩阵分解，得到所述样本对象的偏好因子向量和所述样本商品的属性因子向量，并基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量，获取所述样本对象的预测推送商品；根据所述预测推送商品和所述分类标签为负样本的样本推送商品，得到所述伪样本推送商品。

[0140] 在本申请的一个实施例中，所述装置还包括：生成模块，所述生成模块，用于：提取每个所述样本推送商品的特征向量；获取任一样本推送商品的所述特征向量与基点样本推送商品的所述特征向量之间的距离；确定所述距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为正样本，以及确定所述距离大于所述第四预设阈值的样本推送商品的所述分类标签为负样本。

[0141] 在本申请的一个实施例中，所述生成模块，还用于：将所述样本推送商品输入至所述判别网络，由所述判别网络输出所述样本推送商品的判别标签；将所述分类标签为负样本且所述判别标签为正样本的样本推送商品的所述分类标签更新为难分负样本。

[0142] 本申请实施例的模型训练装置，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0143] 与上述图4实施例提供的商品推送方法相对应，本公开还提供一种商品推送装置，由于本公开实施例提供的商品推送装置与上述图4实施例提供的商品推送方法相对应，因此商品推送方法的实施方式也适用于本公开实施例提供的商品推送装置，在本公开实施例中不再详细描述。

[0144] 图6为根据本申请一个实施例的商品推送装置的结构示意图。

[0145] 如图6所示，本申请实施例的商品推送装置200可以包括：获取模块210和确定模块220。

[0146] 获取模块210，用于获取目标对象对应的商品的评分矩阵；

[0147] 确定模块220，用于将所述评分矩阵输入至目标GAN模型，由所述目标GAN模型中的生成网络根据所述评分矩阵确定所述目标对象的推送商品，其中，所述目标GAN模型为采用如前所述的模型训练方法训练出的模型。

[0148] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块220，还用于：对所述评分矩阵进行矩阵分解，得到所述目标对象的偏好因子向量和所述商品的属性因子向量；基于所述偏好因子向量和所述属性因子向量确定所述推送商品。

[0149] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块220，还用于：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的乘积；将所述乘积大于第一预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0150] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块220，还用于：获取所述偏好因子向量和每个所述属性因子向量的余弦距离；将所述余弦距离小于第二预设阈值的所述属性因子向量对应的所述商品作为所述推送商品。

[0151] 在本申请的一个实施例中，所述确定模块220，还用于：基于所述评分矩阵获取所述目标对象对所述商品的评价参数集；根据所述评价参数集、所述偏好因子向量和所述属

性因子向量，获取所述目标对象对所述商品的预测评分；将所述预测评分大于第三预设阈值的所述商品作为所述推送商品。

[0152] 在本申请的一个实施例中，所述评价参数集包括统一参考评分、所述目标对象的对象偏移量、所述商品的商品偏移量、隐式参数、以及所述目标对象评价过的商品集合的大小。

[0153] 本申请实施例的商品推送装置，可将目标对象对应的商品的评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品。由此，可通过目标GAN模型为目标对象确定推送商品，有助于提升商品推送效果，可实现推送商品的自动确定，节省了人工成本，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0154] 为了实现上述实施例，如图7所示，本申请还提出一种电子设备300，包括：存储器310、处理器320及存储在存储器310上并可在处理器320上运行的计算机程序，处理器320执行程序时，实现如本申请前述实施例提出的模型训练方法，或者实现如本申请前述实施例提出的商品推送方法。

[0155] 本申请实施例的电子设备，通过处理器执行存储在存储器上的计算机程序，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0156] 为了实现上述实施例，本申请还提出一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时，实现如本申请前述实施例提出的模型训练方法，或者实现如本申请前述实施例提出的商品推送方法。

[0157] 本申请实施例的计算机可读存储介质，通过存储计算机程序并被处理器执行，可基于训练样本对GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签，生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别，以生成目标GAN模型，可实现生成对抗网络在商品推送场景下的应用。

[0158] 在本说明书的描述中，参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本申请的至少一个实施例或示例中。在本说明书中，对上述术语的示意性表述不必须针对的是相同的实施例或示例。而且，描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外，在不相互矛盾的情况下，本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结合和组合。

[0159] 此外，术语“第一”、“第二”仅用于描述目的，而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此，限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。在本申请的描述中，“多个”的含义是至少两个，例如两个，三个等，除非另有明确具体的限定。

[0160] 流程图中或在此以其他方式描述的任何过程或方法描述可以被理解为,表示包括一个或更多个用于实现定制逻辑功能或过程的步骤的可执行指令的代码的模块、片段或部分,并且本申请的优选实施方式的范围包括另外的实现,其中可以不按所示出或讨论的顺序,包括根据所涉及的功能按基本同时的方式或按相反的顺序,来执行功能,这应被本申请的实施例所属技术领域的技术人员所理解。

[0161] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤,例如,可以被认为是用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列表,可以具体实现在任何计算机可读介质中,以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用,或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言,"计算机可读介质"可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下:具有一个或多个布线的电连接部(电子装置),便携式计算机盘盒(磁装置),随机存取存储器(RAM),只读存储器(ROM),可擦除可编辑只读存储器(EPROM或闪速存储器),光纤装置,以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外,计算机可读介质甚至可以是可在其上打印所述程序的纸或其他合适的介质,因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描,接着进行编辑、解译或必要时以其他合适方式进行处理来以电子方式获得所述程序,然后将其存储在计算机存储器中。

[0162] 应当理解,本申请的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中,多个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。如,如果用硬件来实现和在另一实施方式中一样,可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现:具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路,具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路,可编程门阵列(PGA),现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0163] 本技术领域的普通技术人员可以理解实现上述实施例方法携带的全部或部分步骤是可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,该程序在执行时,包括方法实施例的步骤之一或其组合。

[0164] 此外,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模块中,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模块中。上述集成的模块既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能模块的形式实现。所述集成的模块如果以软件功能模块的形式实现并作为独立的产品销售或使用时,也可以存储在一个计算机可读取存储介质中。

[0165] 上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。尽管上面已经示出和描述了本申请的实施例,可以理解的是,上述实施例是示例性的,不能理解为对本申请的限制,本领域的普通技术人员在本申请的范围内可以对上述实施例进行变化、修改、替换和变型。

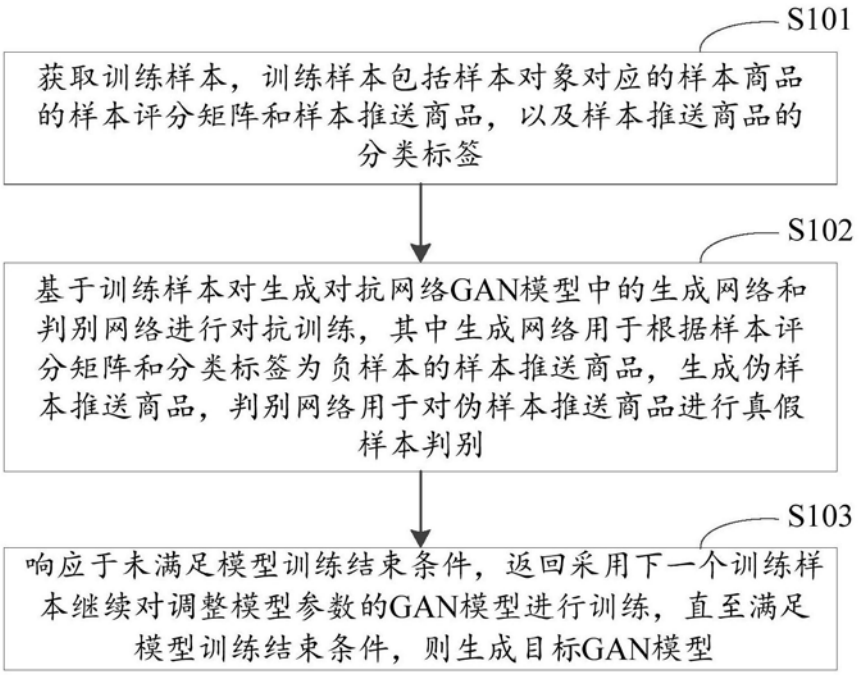

S101
获取训练样本，训练样本包括样本对象对应的样本商品的样本评分矩阵和样本推送商品，以及样本推送商品的分类标签
S102
基于训练样本对生成对抗网络GAN模型中的生成网络和判别网络进行对抗训练，其中生成网络用于根据样本评分矩阵和分类标签为负样本的样本推送商品，生成伪样本推送商品，判别网络用于对伪样本推送商品进行真假样本判别
S103
响应于未满足模型训练结束条件，返回采用下一个训练样本继续对调整模型参数的GAN模型进行训练，直至满足模型训练结束条件，则生成目标GAN模型

图1

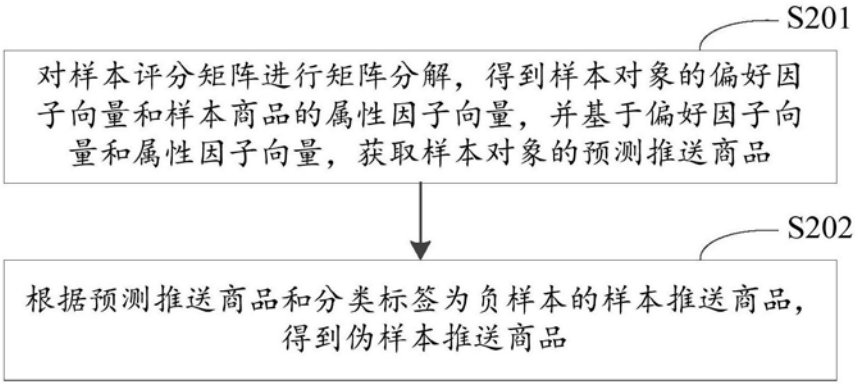

S201
对样本评分矩阵进行矩阵分解，得到样本对象的偏好因子向量和样本商品的属性因子向量，并基于偏好因子向量和属性因子向量，获取样本对象的预测推送商品
S202
根据预测推送商品和分类标签为负样本的样本推送商品，得到伪样本推送商品

图2

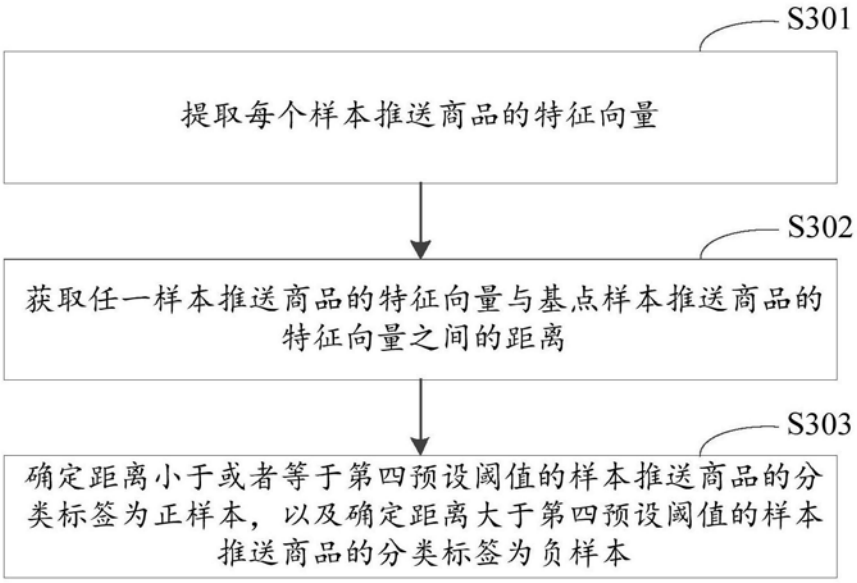

S301
提取每个样本推送商品的特征向量
S302
获取任一样本推送商品的特征向量与基点样本推送商品的特征向量之间的距离
S303
确定距离小于或者等于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为正样本，以及确定距离大于第四预设阈值的样本推送商品的分类标签为负样本

图3

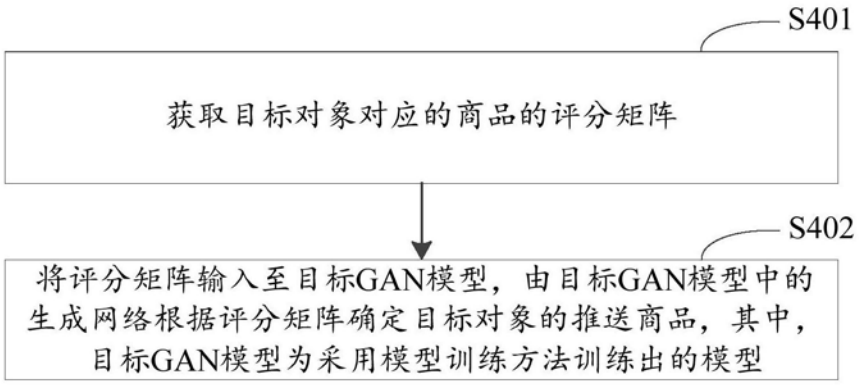

S401
获取目标对象对应的商品的评分矩阵
S402
将评分矩阵输入至目标GAN模型，由目标GAN模型中的生成网络根据评分矩阵确定目标对象的推送商品，其中，目标GAN模型为采用模型训练方法训练出的模型

图4

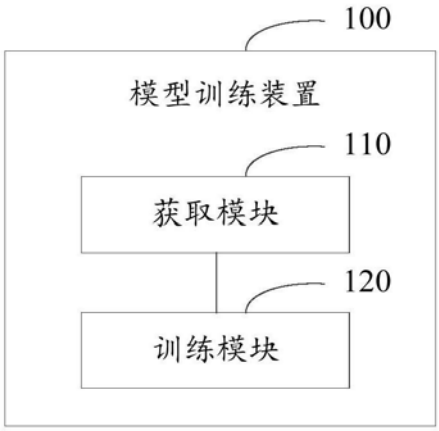

100
模型训练装置
110
获取模块
120
训练模块

图5

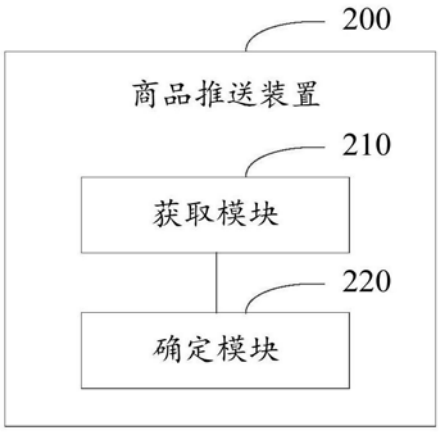


图6

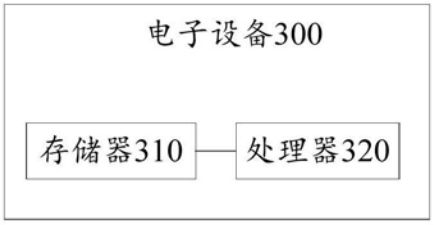


图7