(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 118071425 A
(43)申请公布日 2024.05.24

(21)申请号 202410045524.6

(22)申请日 2024.01.11

(71)申请人 京东城市(北京)数字科技有限公司
地址 100086 北京市海淀区知春路76号(写字楼)1号楼9层1-7-5号
申请人 京东科技信息技术有限公司

(72)发明人 席泽西 祝天刚 陈蒙

(74)专利代理机构 北京律智知识产权代理有限公司 11438
专利代理师 王林

(51)Int.Cl.
G06Q 30/0251(2023.01)
G06F 18/213(2023.01)
G06N 20/00(2019.01)

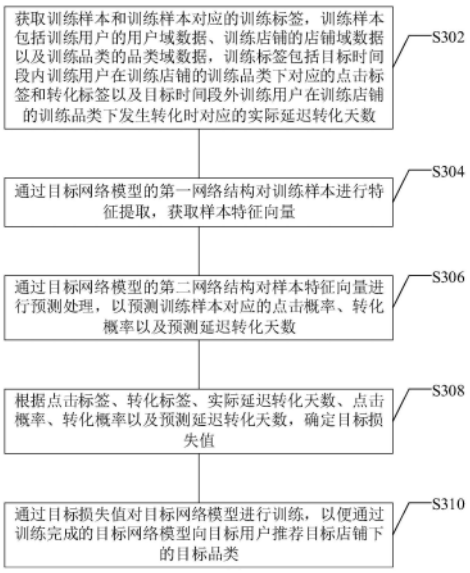
权利要求书3页 说明书19页 附图10页

(54)发明名称

用于推荐的网络模型训练方法、装置和相关设备

(57)摘要

本申请提供一种用于推荐的网络模型训练方法、装置和相关设备。该方法包括:获取训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据对应训练样本和训练标签,训练标签包括目标时间段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;通过目标网络模型对训练样本进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数对目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。



CN 118071425 A

1.一种用于推荐的网络模型训练方法,其特征在于,包括:

获取训练样本和所述训练样本对应的训练标签,所述训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,所述训练标签包括目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下对应的点击标签和转化标签以及所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;

通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量;

通过所述目标网络模型的第二网络结构对所述样本特征向量进行预测处理,以预测所述训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;

根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值;

通过所述目标损失值对所述目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的所述目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

2.根据权利要求1所述方法,其特征在于,所述第一网络结构包括向量化子结构;其中,所述样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量;其中,通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量,包括:

通过所述第一网络结构中的向量化子结构对所述用户域数据、所述店铺域数据以及所述品类域数据进行向量化处理,获得训练样本初始向量;

通过所述第一网络结构中的点击特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量,以便根据所述点击初始样本特征向量确定所述点击样本特征向量;

通过所述第一网络结构中的转化特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量,以便根据所述转化初始样本特征向量确定所述转化样本特征向量;

通过所述第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量,以便根据所述延迟转化初始样本特征向量确定所述延迟转化样本特征向量。

3.根据权利要求2所述方法,其特征在于,所述第一网络结构还包括点击转化共享特征提取子结构和延迟转化共享特征提取子结构;其中,所述方法还包括:

通过所述点击转化共享特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理,获得点击转化共享样本特征向量;

通过所述延迟转化共享特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理,获得延迟转化共享样本特征向量;

其中,根据所述点击初始样本特征向量确定所述点击样本特征向量,包括:

将所述点击转化共享样本特征向量与所述点击初始样本特征向量融合,以确定所述点击样本特征向量;

其中,根据所述延迟转化初始样本特征向量确定所述延迟转化样本特征向量,包括:

将所述延迟转化共享样本特征向量与所述延迟转化初始样本特征向量融合,以确定所述延迟转化样本特征向量;

其中,根据所述转化初始样本特征向量确定所述转化样本特征向量,包括:

将所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量融合,以确定所述转化样本特征向量。

4.根据权利要求3所述方法,其特征在于,所述第一网络结构还包括点击注意力子结构;其中,将所述点击转化共享样本特征向量与所述点击初始样本特征向量融合,以确定所述点击样本特征向量,包括:

通过所述点击注意力子结构对所述点击转化共享样本特征向量和所述点击初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定点击权重向量,其中所述点击权重向量用于描述所述点击初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度;

通过所述点击权重向量对所述点击初始样本特征向量进行加权,以确定所述转化样本特征向量。

5.根据权利要求3所述方法,其特征在于,所述第一网络结构还包括延迟转化注意力子结构;其中,将所述延迟转化共享样本特征向量与所述延迟转化初始样本特征向量融合,以确定所述延迟转化样本特征向量,包括:

通过所述延迟转化注意力子结构对所述延迟转化共享样本特征向量和所述延迟转化初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定延迟转化权重向量,其中所述延迟转化权重向量用于描述所述延迟转化初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度;

通过所述延迟转化权重向量对所述延迟转化初始样本特征向量进行加权,以确定所述延迟转化样本特征向量。

6.根据权利要求3所述方法,其特征在于,所述第一网络结构还包括转化注意力子结构;其中,将所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量融合,以确定所述转化样本特征向量,包括:

通过所述转化注意力子结构对所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量进行处理,获得第一转化权重向量和第二转化权重向量,其中所述第一转化权重向量用于描述所述转化初始样本特征向量中的各个特征与点击预测任务的相关度,所述第二转化权重向量用于描述所述转化初始样本特征向量中的各个特征与延迟转化预测任务的相关度;

通过所述第一转化权重向量对所述转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第一点击样本候选特征向量;

通过所述第二转化权重向量对所述转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第二点击样本候选特征向量;

将所述第一点击样本候选特征向量与所述第二点击训练岩板候选特征向量相加,以确定所述延迟转化样本特征向量。

7.根据权利要求1所述方法,其特征在于,所述训练样本包括点击预测任务的样本空间中的样本、转化预测任务的样本空间中的样本以及延迟转化预测任务的样本空间中的样本;其中,根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值,包括:

确定所述训练样本是所述点击预测任务的样本空间中的样本,同时也是所述转化预测任务的样本空间中的样本;

根据所述点击标签和所述点击概率,确定点击损失值;

根据所述转化标签和所述转化概率,确定转化损失值;

将所述点击损失值和所述转化损失值加权求和,作为所述目标损失值,其中所述目标损失值不包括延迟转化预测任务对应的损失值。

8.一种用于推荐的网络模型训练装置,其特征在于,包括:

训练样本获取模块,用于获取训练样本和所述训练样本对应的训练标签,所述训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,所述训练标签包括目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下对应的点击标签和转化标签以及所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;

特征向量确定模块,用于通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量;

预测模块,用于通过所述目标网络模型的第二网络结构对所述样本特征向量进行预测处理,以预测所述训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;

损失计算模块,用于根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值;

训练模块,用于通过所述目标损失值对所述目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的所述目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

9.一种电子设备,其特征在于,包括:

存储器和处理器;

所述存储器用于存储计算机程序指令;所述处理器调用所述存储器存储的所述计算机程序指令,用于实现如权利要求1-7任一项所述的用于推荐的网络模型训练方法。

10.一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质上存储有计算机程序指令,其特征在于,所述计算机程序指令被处理器执行时实现如权利要求1-7任一项所述的用于推荐的网络模型训练方法。

用于推荐的网络模型训练方法、装置和相关设备

技术领域

[0001] 本申请涉及计算机与互联网技术领域,尤其涉及一种用于推荐的网络模型训练方法及装置、电子设备和计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 本部分旨在为权利要求书中陈述的本申请的实施方式提供背景或上下文。此处的描述不因为包括在本部分中就承认是现有技术。

[0003] 人群定向或者商品推荐都是一种广告投放策略。在电商领域,商家通过对指定人群投放广告进行引流或者将产品推荐给相关的用户,用以提升进店人数和商品转化数。根据商家的投放需求或者推荐需求,一般可将人群定向问题或者商品推荐问题转化为CVR(Conversion Rate,转化率)预估问题。

[0004] 因此,本申请要解决的技术问题是如何提高转化率预估的准确性。

发明内容

[0005] 本申请的目的在于提供一种用于推荐的网络模型训练方法、装置、电子设备以及计算机可读存储介质,可以提高目标网络模型的转化率预估的准确性。

[0006] 本申请的其他特性和优点将通过下面的详细描述变得显然,或部分地通过本申请的实践而习得。

[0007] 本申请实施例提供了一种用于推荐的网络模型训练方法,包括:获取训练样本和所述训练样本对应的训练标签,所述训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,所述训练标签包括目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下对应的点击标签和转化标签以及所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量;通过所述目标网络模型的第二网络结构对所述样本特征向量进行预测处理,以预测所述训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值;通过所述目标损失值对所述目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的所述目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0008] 在一些实施例中,所述第一网络结构包括向量化子结构;其中,所述样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量;其中,通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量,包括:通过所述第一网络结构中的向量化子结构对所述用户域数据、所述店铺域数据以及所述品类域数据进行向量化处理,获得训练样本初始向量;通过所述第一网络结构中的点击特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量,以便根据所述点击初始样本特征向量确定所述点击样本特征向量;通过所述第一网络结构中的转化特征提取子结构

对所述训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量,以便根据所述转化初始样本特征向量确定所述转化样本特征向量;通过所述第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量,以便根据所述延迟转化初始样本特征向量确定所述延迟转化样本特征向量。

[0009] 在一些实施例中,所述第一网络结构还包括点击转化共享特征提取子结构和延迟转化共享特征提取子结构;其中,所述方法还包括:通过所述点击转化共享特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理,获得点击转化共享样本特征向量;通过所述延迟转化共享特征提取子结构对所述训练样本初始向量进行处理,获得延迟转化共享样本特征向量;其中,根据所述点击初始样本特征向量确定所述点击样本特征向量,包括:将所述点击转化共享样本特征向量与所述点击初始样本特征向量融合,以确定所述点击样本特征向量;其中,根据所述延迟转化初始样本特征向量确定所述延迟转化样本特征向量,包括:将所述延迟转化共享样本特征向量与所述延迟转化初始样本特征向量融合,以确定所述延迟转化样本特征向量;其中,根据所述转化初始样本特征向量确定所述转化样本特征向量,包括:将所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量融合,以确定所述转化样本特征向量。

[0010] 在一些实施例中,所述第一网络结构还包括点击注意力子结构;其中,将所述点击转化共享样本特征向量与所述点击初始样本特征向量融合,以确定所述点击样本特征向量,包括:通过所述点击注意力子结构对所述点击转化共享样本特征向量和所述点击初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定点击权重向量,其中所述点击权重向量用于描述所述点击初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度;通过所述点击权重向量对所述点击初始样本特征向量进行加权,以确定所述转化样本特征向量。

[0011] 在一些实施例中,所述第一网络结构还包括延迟转化注意力子结构;其中,将所述延迟转化共享样本特征向量与所述延迟转化初始样本特征向量融合,以确定所述延迟转化样本特征向量,包括:通过所述延迟转化注意力子结构对所述延迟转化共享样本特征向量和所述延迟转化初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定延迟转化权重向量,其中所述延迟转化权重向量用于描述所述延迟转化初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度;通过所述延迟转化权重向量对所述延迟转化初始样本特征向量进行加权,以确定所述延迟转化样本特征向量。

[0012] 在一些实施例中,所述第一网络结构还包括转化注意力子结构;其中,将所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量融合,以确定所述转化样本特征向量,包括:通过所述转化注意力子结构对所述点击转化共享样本特征向量、所述延迟转化共享样本特征向量以及所述转化样本特征向量进行处理,获得第一转化权重向量和第二转化权重向量,其中所述第一转化权重向量用于描述所述转化初始样本特征向量中的各个特征与点击预测任务的相关度,所述第二转化权重向量用于描述所述转化初始样本特征向量中的各个特征与延迟转化预测任务的相关度;通过所述第一转化权重向量对所述转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第一点击样本候选特征向量;通过所述第二转化权重向量对所述转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第二点击样本候选特征向量;将所述第一点击样本候选特征向量与所述第二点击训练岩板候选特征向量相加,以确定所述延迟转化样本特征向量。

[0013] 在一些实施例中,所述第二网络结构包括第一预测子结构、第二预测子结构和第三预测子结构;其中,所述样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量;其中,通过所述目标网络模型的第二网络结构对所述样本特征向量进行预测处理,以预测所述训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数,包括:通过所述第一预测子结构对所述点击样本特征向量进行预测处理,获得所述点击概率;通所述第二预测子结构对所述点击样本特征向量和所述转化样本特征向量进行预测处理,获得所述转化概率;通过所述第三预测子结构对所述延迟转化样本特征向量进行预测处理,获得所述预测延迟转化天数。

[0014] 在一些实施例中,所述训练样本包括点击预测任务的样本空间中的样本、转化预测任务的样本空间中的样本以及延迟转化预测任务的样本空间中的样本;其中,根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值,包括:确定所述训练样本是所述点击预测任务的样本空间中的样本,同时也是所述转化预测任务的样本空间中的样本;根据所述点击标签和所述点击概率,确定点击损失值;根据所述转化标签和所述转化概率,确定转化损失值;将所述点击损失值和所述转化损失值加权求和,作为所述目标损失值,其中所述目标损失值不包括延迟转化预测任务对应的损失值。

[0015] 在一些实施例中,所述训练样本包括点击预测任务对应的点击正样本和点击负样本;其中,获取训练样本,包括:将所述目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺内对所述训练品类进行点击的数据,作为所述点击预测任务的样本空间中的所述点击正样本;将所述目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺内对所述训练品类之外的品类进行点击的数据,作为所述点击预测任务的样本空间中的所述点击负样本;将所述目标时间段内所述训练用户在热门店铺内点击任意品类的数据,作为所述点击预测任务的样本空间中的所述点击负样本;其中,所述训练样本包括延迟转化预测任务对应的延迟转化正样本和延迟转化负样本;其中,获取训练样本,包括:将所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺内的所述训练品类下发生延迟转化的数据,作为所述延迟转化预测任务的样本空间中的所述延迟转化正样本;将所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺内所述训练品类之外的品类下发生延迟转化的数据,作为所述延迟转化预测任务的样本空间中的所述延迟转化负样本;将所述目标时间段外所述训练用户在热门店铺内的任意品类下发生延迟转化的数据,作为所述延迟转化预测任务的样本空间中的所述延迟转化负样本;其中,所述训练样本包括转化预测任务对应的转化正样本和转化负样本;其中,获取训练样本,包括:将所述目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺内的所述训练品类下发生转化的数据,作为所述转化预测任务的样本空间中的所述转化正样本;将所述目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺内所述训练品类之外的品类下发生转化的数据,作为所述转化预测任务的样本空间中的所述转化负样本;将所述目标时间段内所述训练用户在热门店铺内的任意品类下发生转化的数据,作为所述转化预测任务的样本空间中的所述转化负样本。

[0016] 本申请实施例提供了一种用于推荐的网络模型训练装置,包括:训练样本获取模块、特征向量确定模块、预测模块、损失计算模块和训练模块。

[0017] 其中,所述训练样本获取模块用于获取训练样本和所述训练样本对应的训练标签,所述训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品

类域数据,所述训练标签包括目标时间段内所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下对应的点击标签和转化标签以及所述目标时间段外所述训练用户在所述训练店铺的所述训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;所述特征向量确定模块可以用于通过目标网络模型的第一网络结构对所述训练样本进行特征提取,获取样本特征向量;所述预测模块可以用于通过所述目标网络模型的第二网络结构对所述样本特征向量进行预测处理,以预测所述训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;所述损失计算模块可以用于根据所述点击标签、所述转化标签、所述实际延迟转化天数、所述点击概率、所述转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值;所述训练模块可以用于通过所述目标损失值对所述目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的所述目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0018] 本申请实施例提出一种电子设备,该电子设备包括:存储器和处理器;所述存储器用于存储计算机程序指令;所述处理器调用所述存储器存储的所述计算机程序指令,用于实现上述任一项所述的用于推荐的网络模型训练方法。

[0019] 本申请实施例提出一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序指令,实现如上述任一项所述的用于推荐的网络模型训练方法。

[0020] 本申请实施例提出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程序指令,该计算机程序指令存储在计算机可读存储介质中。从计算机可读存储介质读取该计算机程序指令,处理器执行该计算机程序指令,实现上述用于推荐的网络模型训练方法。

[0021] 本申请实施例提供的用于推荐的网络模型训练方法、装置及电子设备和计算机可读存储介质,一方面通过引入目标时间段外延迟转化天数对应的训练样本和标签进行联合建模,可以对以预测转化率为目标的目标网络模型进行校准,从而提高转化率预测的准确性;另一方面可以通过目标时间段外实际延迟转化天数这一标签对应的样本增加训练正样本的数量,从而解决样本稀疏造成的模型学习不充分的问题。

[0022] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性的,并不能限制本申请。

附图说明

[0023] 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分,示出了符合本申请的实施例,并与说明书一起用于解释本申请的原理。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0024] 图1是根据相关技术示出的一种转化比例与转化时间的关系近似指数分布示意图。

[0025] 图2示出了可以应用于本申请实施例的用于推荐的网络模型训练方法或用于推荐的网络模型训练装置的场景示意图。

[0026] 图3是根据一示例性实施例示出的一种用于推荐的网络模型训练方法的流程图。

[0027] 图4是根据一示例性实施例示出的一种网络模型的结构示意图。

[0028] 图5是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0029] 图6是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0030] 图7是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0031] 图8是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0032] 图9是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0033] 图10是根据一示例性实施例示出的一种目标损失值确定方法的流程图。

[0034] 图11是根据一示例性实施例示出的一种用于推荐的网络模型训练装置的框图。

[0035] 图12示出了适于用来实现本申请实施例的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0036] 现在将参考附图更全面地描述示例实施例。然而,示例实施例能够以多种形式实施,且不应被理解为限于在此阐述的实施例;相反,提供这些实施例使得本申请将全面和完整,并将示例实施例的构思全面地传达给本领域的技术人员。在图中相同的附图标记表示相同或类似的部分,因而将省略对它们的重复描述。

[0037] 本领域技术人员知道,本申请的实施方式可以为一种系统、装置、设备、方法或计算机程序产品。因此,本申请可以具体实现为以下形式,即:完全的硬件、完全的软件(包括固件,驻留软件,微代码等),或者硬件和软件结合的形式。

[0038] 本申请所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多实施方式中。在下面的描述中,提供许多具体细节从而给出对本申请的实施方式的充分理解。然而,本领域技术人员将意识到,可以实践本申请的技术方案而省略特定细节中的一个或更多,或者可以采用其它的方法、组元、装置、步骤等。在其它情况下,不详细示出或描述公知方法、装置、实现或者操作以避免模糊本申请的各方面。

[0039] 本申请实施例中,术语“模块”或“单元”是指有预定功能的计算机程序或计算机程序的一部分,并与其他相关部分一起工作以实现预定目标,并且可以通过使用软件、硬件(如处理电路或存储器)或其组合来全部或部分实现。同样的,一个处理器(或多个处理器或存储器)可以用来实现一个或多个模块或单元。此外,每个模块或单元都可以是包含该模块或单元功能的整体模块或单元的一部分。

[0040] 附图仅为本申请的示意性图解,图中相同的附图标记表示相同或类似的部分,因而将省略对它们的重复描述。附图中所示的一些方框图不一定必须与物理或逻辑上独立的实体相对应。可以采用软件形式来实现这些功能实体,或在一个或多个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体,或在不同网络和/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0041] 附图中所示的流程图仅是示例性说明,不是必须包括所有的内容和步骤,也不是必须按所描述的顺序执行。例如,有的步骤还可以分解,而有的步骤可以合并或部分合并,因此实际执行的顺序有可能根据实际情况改变。

[0042] 在本申请的描述中,除非另有说明,“/”表示“或”的意思,例如,A/B可以表示A或B。本文中的“和/或”仅仅是一种描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,A和/或B,可以表示:单独存在A,同时存在A和B,单独存在B这三种情况。此外,“至少一个”是指一个或多个,“多个”是指两个或两个以上。“第一”、“第二”等字样并不对数量和执行次序进行限定,并且“第一”、“第二”等字样也并不限定一定不同;用语“包含”、“包括”和“具有”

用以表示开放式的包括在内的意思并且是指除了列出的要素/组成部分/等之外还可存在另外的要素/组成部分/等。

[0043] 为了能够更清楚地理解本发明的上述目的、特征和优点,下面结合附图和具体实施方式对本发明进行进一步的详细描述,需要说明的是,在不冲突的情况下,本申请的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0044] 需要说明的是,本申请的技术方案中,所涉及的用户个人信息的采集、收集、更新、分析、处理、使用、传输、存储等方面,均符合相关法律法规的规定,被用于合法的用途,且不违背公序良俗。对用户个人信息采取必要措施,防止对用户个人信息数据的非法访问,维护用户个人信息安全、网络安全。

[0045] 下面首先对本申请实施例涉及的部分用语进行解释说明,以便于本领域技术人员理解。

[0046] CTR(Click Through Rate,点击率),CTR模型输入通常为用户和物品的特征,输出为用户是否点击该物品,广泛应用在搜索、推荐场景中的排序模块。输出通常为0-1间的分值,根据分值对物品进行排序。

[0047] CVR(Conversion Rate,转化率),CVR模型输入通常为用户和物品的特征,输出为用户是否购买该物品。

[0048] DFM(Delayed Feedback Model,延迟反馈模型),本文中的延迟转化模型属于一种特殊的延迟反馈模型。

[0049] 前文介绍了本申请实施例所涉及到的一些名词概念,下面介绍本申请实施例涉及的技术特征。

[0050] 人群定向是一种广告投放策略,即将广告投放给最符合广告主需求的目标受众。在电商领域,商家通过对指定人群投放广告进行引流,提升进店人数和店铺转化数。根据商家的投放需求,一般可将人群定向问题转化为CVR预估问题。

[0051] 目前主流的CVR预估方法是,将“用户是否购买商品”问题定义成一个01二分类任务,使用机器学习模型(XGBoost/LR等),或深度学习模型(Transformer/LSTM/TextCNN等)进行训练,最后得到用户是否购买商品的概率。

[0052] 但是,相关技术中至少存在以下技术问题。

[0053] 1、CVR建模稀疏性问题。电商场景商品转化的比例很低,即转化正样本较少,造成嵌入特征向量embedding和模型参数学习不充分问题。同时,由于商品和用户的候选空间过大,如果直接建模用户-商品的转化关系,会进一步加剧样本稀疏问题。

[0054] 2、CVR延迟转化问题。商品转化通常发生在点击后的一段时间之后,转化比例与转化时间的关系近似指数分布,如图1所示。在选取商品转化标签的时间窗口时,如果时间窗口过短,在观测窗口外的正样本会被错误标记成负样本,造成建模有偏;如果时间窗口过长,则会影响模型的时效性。

[0055] 为了解决上述技术问题,本申请提出了一种用于推荐的网络模型训练方法。下面将结合附图对本申请示例实施方式进行详细说明。

[0056] 图2示出了可以应用于本申请实施例的用于推荐的网络模型训练方法或用于推荐的网络模型训练装置的场景示意图。

[0057] 请参考图2,其示出了本申请一个示例性实施例提供的实施环境的示意图。

[0058] 如图2所示,系统架构100可以包括终端设备101、102、103,网络104和服务器105。网络104用以在终端设备101、102、103和服务器105之间提供通信链路的介质。网络104可以包括各种连接类型,例如有线、无线通信链路或者光纤电缆等等。

[0059] 用户可以使用终端设备101、102、103通过网络104与服务器105交互,以接收或发送消息等。其中,终端设备101、102、103可以是具有显示屏并且支持网页浏览的各种电子设备,包括但不限于智能手机、平板电脑、膝上型便携计算机、台式计算机、可穿戴设备、虚拟现实设备、智能家居等等。

[0060] 服务器105可以是提供各种服务的服务器,例如对用户利用终端设备101、102、103所进行操作的装置提供支持的后台管理服务器。后台管理服务器可以对接收到的请求等数据进行分析等处理,并将处理结果反馈给终端设备。

[0061] 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等,本申请对此不做限制。

[0062] 服务器105可例如获取训练样本和训练样本对应的训练标签,训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,训练标签包括目标时间段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数。服务器105可例如通过目标网络模型的第一网络结构对训练样本进行特征提取,获取样本特征向量。服务器105可例如通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数。服务器105可例如根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值。服务器105可例如通过目标损失值对目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0063] 应该理解,图2中的终端设备、网络和服务器的数目仅仅是示意性的,服务器105可以是一个实体的服务器,还可以为多个服务器组成,根据实际需要,可以具有任意数目的终端设备、网络和服务器。

[0064] 本领域技术人员可以知晓,图1中的终端、服务器、网络和网络侧设备的数量仅仅是示意性的,根据实际需要,可以具有任意数目的终端、网络和服务器。本申请实施例对此不作限定。

[0065] 在上述系统架构下,本申请实施例中提供了一种用于推荐的网络模型训练方法,该方法可以由任意具备计算处理能力的电子设备执行。

[0066] 图3是根据一示例性实施例示出的一种用于推荐的网络模型训练方法的流程图。本申请实施例所提供的方法可以由任意具备计算处理能力的电子设备来执行,例如该方法可以由上述图2实施例中的服务器或终端设备来执行,也可以由服务器和终端设备共同执行,在下面的实施例中,以服务器为执行主体为例进行举例说明,但本申请并不限定于此。

[0067] 参照图3,本申请实施例提供的用于推荐的网络模型训练方法可以包括以下步骤。

[0068] 步骤S302,获取训练样本和训练样本对应的训练标签,训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,训练标签包括目标时间

段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数。

[0069] 在一些实施例中,上述目标网络模型的训练目标可以为建模用户对指定店铺指定品类的转化关系。其中,品类可以指的是商品品类,例如手机品类、电脑品类、书桌品类等,一个品类下可能会包括多个产品,例如手机品类中可能会包括手机A、手机B以及手机C等。

[0070] 在一些实施例中,上述训练样本可以包括点击预测任务对应的点击正样本和点击负样本;上述训练样本还可以包括延迟转化预测任务对应的延迟转化正样本和延迟转化负样本;上述训练样本还可以包括转化预测任务对应的转化正样本和转化负样本。

[0071] 在一些实施例中获取训练样本可以包括:将目标时间段(例如一天)内训练用户在训练店铺内对训练品类进行点击的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击正样本;将目标时间段内训练用户在训练店铺内对训练品类之外的品类进行点击的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击负样本;将目标时间段内训练用户在热门店铺内点击任意品类的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击负样本。

[0072] 在一些实施例中获取训练样本可以包括:将目标时间段外训练用户在训练店铺内的训练品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化正样本;将目标时间段外训练用户在训练店铺内训练品类之外的品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化负样本;将目标时间段外训练用户在热门店铺内的任意品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化负样本。

[0073] 在一些实施例中获取训练样本可以包括:将目标时间段内训练用户在训练店铺内的训练品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化正样本;将目标时间段内训练用户在训练店铺内训练品类之外的品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化负样本;将目标时间段内训练用户在热门店铺内的任意品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化负样本。

[0074] 在一些实施例中,目标网络模型的输入数据可以包括3种数据类型,用户域、店铺域和品类域。其中,用户域数据包括用户的行为特征(例如,用户在指定店铺指定品类的1/3/7日浏览量,用户在指定店铺指定品类的1/3/7日加购量等)和画像特征(例如,用户年龄,性别,会员级别,购买力等级等);店铺域数据包括店铺画像特征(例如,店铺粉丝数,店铺会员数等);品类域数据包括品类画像特征(例如,品类均价,品类销量等)。

[0075] 在一些实施例中,训练样本的数据标签可以包括3类,CTR标签(点击标签)、CVR标签(转化标签)和DFM延迟转化时间标签(实际延迟转化天数)。其中,CTR标签为用户是否在指定店铺指定品类下点击,CVR标签为用户是否在指定店铺指定品类下购买,DFM标签为用户在指定店铺指定品类下购买的延迟转化天数(例如,用户在点击后未购买,则DFM标签为-1;用户在点击后的第3天购买,则DFM标签为3)。

[0076] 在一些实施例中,转化观测时间窗口(一种目标时间段)可以为10天;正负样本比例为1:50。例如针对目标时间段内的某条“用户购买”数据,构建该目标时间段内50个“用户未购买”数据;例如针对目标时间段内的某条“用户点击”数据,构建该目标时间段内50个“用户未点击”数据;例如针对目标时间段外的某条“用户购买”数据,构建该目标时间段外50个“用户未购买”数。其中“用户购买”数据对应的正样本所对应的负样本有80%是在“用

户购买”数据同店铺或高销量店铺下随机选择品类(此步骤的目的是,增大模型学习难度)。

[0077] 步骤S304,通过目标网络模型的第一网络结构对训练样本进行特征提取,获取样本特征向量。

[0078] 上述目标网络模型可以包括第一网络结构,该第一网络结构可以是任意能够进行特征提取的结构,该第一网络结构可以例如包括一个向量化层(如嵌入特征embedding层)、一个或者两个或者三个卷积层等

[0079] 在一些实施例中,上述第一网络结构还可以如图4中的401所示。具体可以参考下面的实施例。

[0080] 总之,本申请对第一网络结构的具体结构不做限制,任意可以实现对训练样本进行特征提取的网络结构均在本申请的保护范围内。

[0081] 步骤S306,通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数。

[0082] 其中,通过上述点击概率可以确定用户是否会点击,通过上述转化概率可以确定用户是否会购买,通过上述预测延迟转化天数可以预测用户购买延迟时间。

[0083] 其中,样本特征向量可以包括点击样本特征向量(如图4中401模块左侧输出的特征向量)、转化样本特征向量(如图4中401模块中间输出的特征向量)和延迟转化样本特征向量(如图4中401模块右侧输出的特征向量)。在一些实施例中,第二网络结构(如图4中的402)可以包括第一预测子结构(如图4中的4021)、第二预测子结构(如图4中的4022)和第三预测子结构(如图4中的4023)。那么通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数可以包括:通过第一预测子结构对点击样本特征向量进行预测处理,获得点击概率;通第二预测子结构对点击样本特征向量和转化样本特征向量进行预测处理,获得转化概率;通过第三预测子结构对延迟转化样本特征向量进行预测处理,获得预测延迟转化天数。

[0084] 步骤S308,根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值。

[0085] 步骤S310,通过目标损失值对目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0086] 上述方案,一方面可以解决样本稀疏造成的转化率预估模型学习不充分的问题;另一方面可以通过引入DFM(Delayed Feedback Model,延迟转化)联合建模,对转化率预估模型进行校准,提升转化率预估的准确性。

[0087] 图5是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0088] 在一些实施例中,第一网络结构可以包括向量化子结构(如图4所示的共享嵌入层4011)。其中,样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量。

[0089] 那么,参考图5所示实施例,上述样本特征向量确定方法可以包括以下步骤。

[0090] 步骤S502,通过第一网络结构中的向量化子结构对用户域数据、店铺域数据以及品类域数据进行向量化处理,获得训练样本初始向量。

[0091] 在一些实施例中,可以将用户域数据、店铺域数据以及品类域数据拼接成一组数据,然后通过第一网络结构中的向量化子结构对拼接后的数据进行向量化处理,获得嵌入

向量,并将该嵌入向量作为训练样本初始向量。

[0092] 步骤S504,通过第一网络结构中的点击特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量,以便根据点击初始样本特征向量确定点击样本特征向量。

[0093] 如图4所示,可以通过点击特征提取子结构4012对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量,以便根据点击初始样本特征向量确定点击样本特征向量。

[0094] 步骤S506,通过第一网络结构中的转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量,以便根据转化初始样本特征向量确定转化样本特征向量。

[0095] 如图4所示,可以通过转化特征提取子结构4013对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量,以便根据转化初始样本特征向量确定转化样本特征向量。

[0096] 步骤S508,通过第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量,以便根据延迟转化初始样本特征向量确定延迟转化样本特征向量。

[0097] 如图4所示,可以通过延迟转化特征提取子结构4014对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量,以便根据延迟转化初始样本特征向量确定延迟转化样本特征向量。

[0098] 上述实施例提供的技术方案,可以从训练样本初始向量中分别提取出点击样本特征向量、转化样本特征向量以及延迟转化样本特征向量,然后,然后可以通过延迟转化样本特征向量对点击样本特征向量进行加强和补充,从而提高转化率预测的准确性。

[0099] 图6是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0100] 参考图6,上述样本特征向量确定方法可以包括以下步骤。

[0101] 在一些实施例中,第一网络结构还可以包括点击转化共享特征提取子结构(如图6所示4015)和延迟转化共享特征提取子结构(如图4所示的4016)。

[0102] 步骤S602,通过第一网络结构中的向量化子结构对用户域数据、店铺域数据以及品类域数据进行向量化处理,获得训练样本初始向量。

[0103] 步骤S604,通过第一网络结构中的点击特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量。

[0104] 步骤S606,通过第一网络结构中的转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量。

[0105] 步骤S608,通过第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量。

[0106] 步骤S610,通过点击转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理,获得点击转化共享样本特征向量。

[0107] 步骤S612,通过延迟转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理,获得延迟转化共享样本特征向量。

[0108] 步骤S614,将点击转化共享样本特征向量与点击初始样本特征向量融合,以确定点击样本特征向量。

[0109] 步骤S616,将延迟转化共享样本特征向量与延迟转化初始样本特征向量融合,以

确定延迟转化样本特征向量。

[0110] 步骤S618,将点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量融合,以确定转化样本特征向量。

[0111] 上述实施例,可以通过点击转化共享样本特征向量和延迟转化共享样本特征向量对点击初始样本特征向量、延迟转化样本特征向量或者转化样本特征向量进行特征增强,从而提供点击预测、转化预测以及延迟转化预测的准确度。

[0112] 图7是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0113] 在一些实施例中,第一网络结构还包括点击注意力子结构(如图4所示的4017)。

[0114] 参考图7,上述样本特征向量确定方法可以包括以下步骤。

[0115] 步骤S702,通过点击注意力子结构对点击转化共享样本特征向量和点击初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定点击权重向量,其中点击权重向量用于描述点击初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度。

[0116] 步骤S704,通过点击权重向量对点击初始样本特征向量进行加权,以确定转化样本特征向量。

[0117] 上述实施例提供的技术方案,可以通过注意力模块提取出能够对点击初始样本特征向量中的各个特征相对于输出的贡献大小进行描述的点击权重向量,然后通过该点击权重向量对初始样本特征向量进行加强处理,以获得能够将对输出结果贡献较大的特征进行突出将输出结果贡献较小的特征进行弱化的转化样本特征向量。

[0118] 图8是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0119] 在一些实施例中,第一网络结构还可以包括延迟转化注意力子结构(如图4所示的4018)。

[0120] 参考图8,上述样本特征向量确定方法可以包括以下步骤。

[0121] 步骤S802,通过延迟转化注意力子结构对延迟转化共享样本特征向量和延迟转化初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定延迟转化权重向量,其中延迟转化权重向量用于描述延迟转化初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度。

[0122] 步骤S804,通过延迟转化权重向量对延迟转化初始样本特征向量进行加权,以确定延迟转化样本特征向量。

[0123] 上述实施例提供的技术方案,可以通过注意力模块提取出能够对延迟转化初始样本特征向量中的各个特征相对于输出的贡献大小进行描述的点击权重向量,然后通过该延迟转化权重向量对初始样本特征向量进行加强处理,以获得能够将对输出结果贡献较大的特征进行突出将输出结果贡献较小的特征进行弱化的延迟转化样本特征向量。

[0124] 图9是根据一示例性实施例示出的一种样本特征向量确定方法的流程图。

[0125] 在一些实施例中,第一网络结构还可以包括转化注意力子结构。

[0126] 参考图9,上述样本特征向量确定方法可以包括以下步骤。

[0127] 步骤S902,通过转化注意力子结构对点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量进行处理,获得第一转化权重向量和第二转化权重向量,其中第一转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与点击预测任务的相关度,第二转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与延迟转化预测任务的相关度。

[0128] 步骤S904,通过第一转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第一点击样本候选特征向量。

[0129] 步骤S906,通过第二转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第二点击样本候选特征向量。

[0130] 步骤S908,将第一点击样本候选特征向量与第二点击训练岩板候选特征向量相加,以确定延迟转化样本特征向量。

[0131] 上述实施例提供的技术方案,可以将对输出结果贡献较大的特征进行突出将输出结果贡献较小的特征进行弱化的延迟转化样本特征向量。

[0132] 图10是根据一示例性实施例示出的一种目标损失值确定方法的流程图。

[0133] 在一些实施例中,训练样本包括点击预测任务的样本空间中的样本、转化预测任务的样本空间中的样本以及延迟转化预测任务的样本空间中的样本。

[0134] 参考图10,上述目标损失值确定方法可以包括以下步骤。

[0135] 步骤S1002,确定训练样本是点击预测任务的样本空间中的样本,同时也是转化预测任务的样本空间中的样本。

[0136] 步骤S1004,根据点击标签和点击概率,确定点击损失值。

[0137] 步骤S1006,根据转化标签和转化概率,确定转化损失值。

[0138] 步骤S1008,将点击损失值和转化损失值加权求和,作为目标损失值,其中目标损失值不包括延迟转化预测任务对应的损失值。

[0139] 在一些实施例中,在不同的训练过程中,上述加权求和过程中的权重可能不一样。比如说在早期训练过程中点击损失值贡献较大,那么他对应的权重应该大一些;在完全训练过程中点击损失值贡献较小,那么他对应的权重应该小一些。

[0140] 通过上述方法,可以在不同的训练阶段调整不同损失值之间的比例,从而提高网络模型预测转化率的准确性。

[0141] 本公开实施例还提供了一种用于推荐的网络模型训练方法。上述网络模型的训练目标可以为:建模用户对指定店铺指定品类的转化关系。

[0142] 上述用于推荐的网络模型训练方法对应的方案可以分为两个阶段。

[0143] 第一阶段,模型训练阶段。

[0144] 1、数据集构建。模型训练目标为,建模用户对指定店铺指定品类的转化关系。输入数据包括3种数据类型,用户域、店铺域和品类域。其中,用户域数据包括用户的行为特征(例如,用户在指定店铺指定品类的1/3/7日浏览量,用户在指定店铺指定品类的1/3/7日加购量等)和画像特征(例如,用户年龄,性别,会员级别,购买力等级等);店铺域数据包括店铺画像特征(例如,店铺粉丝数,店铺会员数等);品类域数据包括品类画像特征(例如,品类均价,品类销量等)。

[0145] 数据标签label包括3类,CTR标签、CVR标签和DFM延迟转化时间标签。其中,CTR标签为用户是否在指定店铺指定品类下点击,CVR标签为用户是否在指定店铺指定品类下购买,DFM标签为用户在指定店铺指定品类下购买的延迟转化天数(例如,用户在点击后未购买,则DFM标签为-1;用户在点击后的第3天购买,则DFM标签为3)。

[0146] 其他参数设置,转化观测时间窗口为30天;正负样本比例为1:50。例如针对某条“用户购买”数据,构建50个“用户未购买”数据。其中80%的负样例在同店铺或高销量店铺

下随机选择品类,剩余20%为in batch sample在训练时的采样(此步骤的目的是,增大模型学习难度)。

[0147] 2、模型训练流程。模型输入特征为用户域、店铺域和品类域的组合输入;模型输出为三塔多目标联合建模结构(如图4所示),左侧为CTR塔、中间为CVR塔、右侧为DFM塔。

[0148] (1)CTR模块。模型输入为Vi,维度为1*N,其中,N为输入特征总数。经过共享嵌入Embedding层,可得到Ve,维度为64*N。输入到点击特征提取模块4012和点击转化贡献特征提取模块1014,可分别得到Vctr和Vctr&cvr,维度均为256*N(此步骤的目的是,利用多个Experts进行特征交叉学习,捕捉不同任务的相关性和区别)输入到注意力子结构4021模块,计算注意力加权A1(此处的计算方法可以使用点积、乘法感知器等方式),得到CTR特征的增强表示结果Vctr'=Vctr*A1,维度为256*N。最终输入到CTR塔的稠密模块(如图4所示的预测子结构4021),得到CTR预测概率。

[0149] (2)CVR模块。输入同步骤(1),输入到转化特征提取子结构4013、点击转化共享特征提取子结构4015和延迟转化贡献特征提取子结构4016,可分别得到Vcvr、Vctr&cvr和Vcvr&dfm,维度均为256*N(此步骤的目的是,利用多个Experts进行特征交叉学习,捕捉不同任务的相关性和区别),输入到Attention Gate模块,计算注意力加权A2(此处的计算方法可以使用点积、乘法感知器等方式),得到CVR特征的增强表示结果Vcvr'=Vcvr*A2,维度为256*2N。最终输入到CVR塔的稠密e模块,得到CVR预测概率。

[0150] (3)DFM模块。输入和处理流程同步骤(1),可得到DFM特征的增强表示结果Vdfm'=Vdfm*A3,维度为256*N。最终输入到DFM Tower的Dense模块,得到DFM延迟转化天数的预测结果。

[0151] 3、优化多目标学习loss。多个loss联合训练,容易被权重大的loss带跑偏,造成负迁移问题,即一个任务指标上升,其他任务指标下降。针对该问题做了以下两点优化。

[0152] (1)不同任务之间样本空间不同问题。计算loss时,不同的任务仍使用其各自样本空间中的样本,其中,δ_k^i取值为0或1,表示第i个样本是否属于第k个任务的样本空间。

[0153] $$L_k = \frac{1}{\sum_i \delta_k^i} \sum_i \delta_k^i loss_k(\hat{y}_k^i, y_k^i) \quad (1)$$

[0154] 其中,$\hat{y}_k^i$代表预测值,y_k^i代表标签值。δ_k^i代表第k个任务中的第i个样本,$loss_k(\hat{y}_k^i, y_k^i)$代表第k个任务、第i个样本的损失值,其中i为大于1或者等于1的整数,k为大于或者等于1的整数,δ_1^i代表点击预测任务,δ_2^i代表转化预测任务,δ_3^i代表延迟转化预测任务。

[0155] (2)不同任务之间的权重设定问题。自适应动态调节,在训练过程中调整不同任务之间的权重。其中,$\omega_k^{(t)}$代表第k个任务对应的权重,ω_k^0为初始权重,γ_k^t为更新率,t为epoch轮次。

[0156] $$\omega_k^{(t)} = \omega_k^0 \times \gamma_k^t \quad (2)$$

[0157] 通过公式(2)可以发现,同一个任务在不同的轮次对应的权重是冬天变化的。

[0158] 第二阶段,模型预测阶段

[0159] 4、预测CTR和CVR。训练阶段需要联合建模,预测阶段只需要取CVR和CTR的预测结果即可。最后根据人群定向目标动态调整CTR和CVR的融合参数。

[0160] 上述方案具有以下效果:1、联合建模CTR和CVR,通过共享Embedding层和任务级的Expert,提升CVR预测准确性;联合建模CVR和DFM,通过引入转化时间信息,对CVR转化模型进行校准;2、建模用户多步转化过程中的序列依赖信息,即浏览->点击->转化,从而更好地理解用户意图。

[0161] 另外,需要注意的是,上述CVR联合建模部分(如图4所示)可以进行结构简化,例如,删除CTR、CVR联合建模,或者删除CVR、DFM联合建模,或者删除联合建模中的任务级共享Expert。但1)多任务建模和参数共享可以辅助提升CVR建模的准确性;2)DFM则可以建模不同品类的转化时间分布,解决时间窗口选择造成的样本选择性偏差问题。

[0162] 需要特别指出的是,上述用于推荐的网络模型训练方法的各个实施例中的各个步骤均可以相互交叉、替换、增加、删减。因此,这些合理的排列组合变换之于用于推荐的网络模型训练方法也应当属于本申请的保护范围,并且不应将本申请的保护范围局限在实施例之上。

[0163] 基于同一发明构思,本申请实施例中还提供了一种用于推荐的网络模型训练装置,如下面的实施例。由于该装置实施例解决问题的原理与上述方法实施例相似,因此该装置实施例的实施可以参见上述方法实施例的实施,重复之处不再赘述。

[0164] 图11是根据一示例性实施例示出的一种用于推荐的网络模型训练装置的框图。参照图11,本申请实施例提供的用于推荐的网络模型训练装置1100可以包括:训练样本获取模块1101、特征向量确定模块1102、预测模块1103、损失计算模块1104以及训练模块1105。

[0165] 其中,训练样本获取模块1101可以用于获取训练样本和训练样本对应的训练标签,训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,训练标签包括目标时间段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数。

[0166] 其中,特征向量确定模块1102可以用于通过目标网络模型的第一网络结构对训练样本进行特征提取,获取样本特征向量。预测模块1103可以用于通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数。损失计算模块1104可以用于根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值。训练模块1105可以用于通过目标损失值对目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0167] 此处需要说明的是,上述训练样本获取模块1101、特征向量确定模块1102、预测模块1103、损失计算模块1104、训练模块1105对应于方法实施例中的S302～S310,上述模块与对应的步骤所实现的示例和应用场景相同,但不限于上述方法实施例所申请的内容。需要说明的是,上述模块作为装置的一部分可以在诸如一组计算机可执行指令的计算机系统中执行。

[0168] 在一些实施例中,第一网络结构包括向量化子结构。其中,样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量。其中,特征向量确定模块1102

可以包括:训练样本初始向量确定子模块、点击样本特征向量确定子模块、转化样本特征向量确定子模块和延迟转化样本特征向量确定子模块。

[0169] 其中,训练样本初始向量确定子模块可以用于通过第一网络结构中的向量化子结构对用户域数据、店铺域数据以及品类域数据进行向量化处理,获得训练样本初始向量。点击样本特征向量确定子模块可以用于通过第一网络结构中的点击特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量,以便根据点击初始样本特征向量确定点击样本特征向量。转化样本特征向量确定子模块可以用于通过第一网络结构中的转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量,以便根据转化初始样本特征向量确定转化样本特征向量。延迟转化样本特征向量确定子模块可以用于通过第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量,以便根据延迟转化初始样本特征向量确定延迟转化样本特征向量。

[0170] 在一些实施例中,第一网络结构还包括点击转化共享特征提取子结构和延迟转化共享特征提取子结构。其中,用于推荐的网络模型训练装置还可以包括:点击转化共享样本特征向量获取模块和延迟转化共享样本特征向量。

[0171] 其中,点击转化共享样本特征向量获取模块可以用于通过点击转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理,获得点击转化共享样本特征向量。延迟转化共享样本特征向量可以用于通过延迟转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理,获得延迟转化共享样本特征向量。

[0172] 其中,点击样本特征向量确定子模块可以包括:第一融合单元。

[0173] 其中,第一融合单元可以用于将点击转化共享样本特征向量与点击初始样本特征向量融合,以确定点击样本特征向量。

[0174] 其中,延迟转化样本特征向量确定子模块可以包括:第二融合单元。

[0175] 其中,第二融合单元可以用于将延迟转化共享样本特征向量与延迟转化初始样本特征向量融合,以确定延迟转化样本特征向量。

[0176] 其中,转化样本特征向量确定子模块可以包括:第三融合单元。

[0177] 其中,第三融合单元可以用于将点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量融合,以确定转化样本特征向量。

[0178] 在一些实施例中,第一网络结构还包括点击注意力子结构。其中,第一融合单元可以包括:第一注意力学习子单元和第一加权子单元。

[0179] 其中,第一注意力学习子单元可以用于通过点击注意力子结构对点击转化共享样本特征向量和点击初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定点击权重向量,其中点击权重向量用于描述点击初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度。第一加权子单元可以用于通过点击权重向量对点击初始样本特征向量进行加权,以确定转化样本特征向量。

[0180] 在一些实施例中,第一网络结构还包括延迟转化注意力子结构。其中第二融合单元可以包括:第二注意力学习子单元和第二加权子单元。

[0181] 其中,第二注意力学习子单元可以用于通过延迟转化注意力子结构对延迟转化共享样本特征向量和延迟转化初始样本特征向量进行注意力学习处理,以确定延迟转化权重向量,其中延迟转化权重向量用于描述延迟转化初始样本特征向量中的各个特征与转化预

测任务的相关度。第二加权单元可以用于通过延迟转化权重向量对延迟转化初始样本特征向量进行加权,以确定延迟转化样本特征向量。

[0182] 在一些实施例中,第一网络结构还包括转化注意力子结构。其中,第三融合单元可以包括:第三注意力学习子单元、第三加权子单元、第四加权子单元以及相加单元。

[0183] 其中,第三注意力学习子单元可以用于其中,第三注意力学习子单元可以用于通过转化注意力子结构对点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量进行处理,获得第一转化权重向量和第二转化权重向量,其中第一转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与点击预测任务的相关度,第二转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与延迟转化预测任务的相关度。第三加权子单元可以用于通过第一转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第一点击样本候选特征向量。第四加权子单元可以用于通过第二转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理,以确定第二点击样本候选特征向量。相加单元可以用于将第一点击样本候选特征向量与第二点击训练岩板候选特征向量相加,以确定延迟转化样本特征向量。

[0184] 在一些实施例中,其中,第二网络结构包括第一预测子结构、第二预测子结构和第三预测子结构。其中,样本特征向量包括点击样本特征向量、转化样本特征向量和延迟转化样本特征向量。其中预测模块1103可以包括:点击概率预测子模块、转化概率预测子模块以及延迟转化天数预测子模块。

[0185] 其中,点击概率预测子模块可以用于通过第一预测子结构对点击样本特征向量进行预测处理,获得点击概率。转化概率预测子模块可以用于通第二预测子结构对点击样本特征向量和转化样本特征向量进行预测处理,获得转化概率。延迟转化天数预测子模块可以用于通过第三预测子结构对延迟转化样本特征向量进行预测处理,获得预测延迟转化天数。

[0186] 在一些实施例中,训练样本包括点击预测任务的样本空间中的样本、转化预测任务的样本空间中的样本以及延迟转化预测任务的样本空间中的样本。其中,损失计算模块1104可以包括:样本类型确定子模块、点击损失确定子模块、转化损失确定子模块以及损失求和子模块。

[0187] 其中,样本类型确定子模块可以用于确定训练样本是点击预测任务的样本空间中的样本,同时也是转化预测任务的样本空间中的样本。点击损失确定子模块可以用于根据点击标签和点击概率,确定点击损失值。转化损失确定子模块可以用于根据转化标签和转化概率,确定转化损失值。损失求和子模块可以用于将点击损失值和转化损失值加权求和,作为目标损失值,其中目标损失值不包括延迟转化预测任务对应的损失值。

[0188] 在一些实施例中,训练样本包括点击预测任务对应的点击正样本和点击负样本。其中,训练样本获取模块1101可以包括:点击正样本确定子模块、点击负样本第一确定子模块以及点击负样本第二确定子模块。

[0189] 其中,点击正样本确定子模块可以用于将目标时间段内训练用户在训练店铺内对训练品类进行点击的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击正样本。点击负样本第一确定子模块可以用于将目标时间段内训练用户在训练店铺内对训练品类之外的品类进行点击的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击负样本。点击负样本第二确定子模

块可以用于将目标时间段内训练用户在热门店铺内点击任意品类的数据,作为点击预测任务的样本空间中的点击负样本。

[0190] 其中,训练样本包括延迟转化预测任务对应的延迟转化正样本和延迟转化负样本。其中,训练样本获取模块1101可以包括:延迟转化正样本确定子模块、延迟转化负样本第一确定子模块和延迟转化负样本第二确定子模块。

[0191] 其中,延迟转化正样本确定子模块可以用于将目标时间段外训练用户在训练店铺内的训练品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化正样本。延迟转化负样本第一确定子模块可以用于将目标时间段外训练用户在训练店铺内训练品类之外的品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化负样本。延迟转化负样本第二确定子模块可以用于将目标时间段外训练用户在热门店铺内的任意品类下发生延迟转化的数据,作为延迟转化预测任务的样本空间中的延迟转化负样本。

[0192] 其中,训练样本包括转化预测任务对应的转化正样本和转化负样本。其中,训练样本获取模块1101可以包括:转化正样本确定子模块、转化负样本第一确定子模块以及转化负样本第二确定子模块。

[0193] 其中,转化正样本确定子模块可以用于将目标时间段内训练用户在训练店铺内的训练品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化正样本。转化负样本第一确定子模块可以用于将目标时间段内训练用户在训练店铺内训练品类之外的品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化负样本。转化负样本第二确定子模块可以用于将目标时间段内训练用户在热门店铺内的任意品类下发生转化的数据,作为转化预测任务的样本空间中的转化负样本。

[0194] 由于装置1100的各功能已在其对应的方法实施例中予以详细说明,本申请于此不再赘述。

[0195] 描述于本申请实施例中所涉及到的模块和/或子模块和/或单元和/或子单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现。所描述的模块和/或子模块和/或单元和/或子单元也可以设置在处理器中。其中,这些模块和/或子模块和/或单元和/或子单元的名称在某种情况下并不构成对该模块和/或子模块和/或单元和/或子单元本身的限定。

[0196] 附图中的流程图和框图,图示了按照本申请各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块或程序段的一部分,上述模块或程序段的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的是,框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机程序指令的组合来实现。

[0197] 此外,上述附图仅是根据本申请示例性实施例的方法所包括的处理的示意性说明,而不是限制目的。易于理解,上述附图所示的处理并不表明或限制这些处理的时间顺

序。另外,也易于理解,这些处理可以是例如在多个模块中同步或异步执行的。

[0198] 图12示出了适于用来实现本申请实施例的电子设备的结构示意图。需要说明的是,图12示出的电子设备1200仅是一个示例,不应对本申请实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0199] 如图12所示,电子设备1200包括中央处理单元(CPU)1201,其可以根据存储在只读存储器(ROM)1202中的程序或者从储存部分1208加载到随机访问存储器(RAM)1203中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 1203中,还存储有电子设备1200操作所需的各种程序和数据。CPU 1201、ROM 1202以及RAM 1203通过总线1204彼此相连。输入/输出(I/O)接口1205也连接至总线1204。

[0200] 以下部件连接至I/O接口1205:包括键盘、鼠标等的输入部分1206。包括诸如阴极射线管(CRT)、液晶显示器(LCD)等以及扬声器等的输出部分1207。包括硬盘等的储存部分1208。以及包括诸如LAN卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分1209。通信部分1209经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器1210也根据需要连接至I/O接口1205。可拆卸介质1211,诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等,根据需要安装在驱动器1210上,以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入储存部分1208。

[0201] 特别地,根据本申请的实施例,上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如,本申请的实施例包括一种计算机程序产品,其包括承载在计算机可读存储介质上的计算机程序,该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的计算机程序指令。在这样的实施例中,该计算机程序可以通过通信部分1209从网络上被下载和安装,和/或从可拆卸介质1211被安装。在该计算机程序被中央处理单元(CPU)1201执行时,执行本申请的系统中限定的上述功能。

[0202] 需要说明的是,本申请所示的计算机可读存储介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本申请中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本申请中,计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的计算机程序指令。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读存储介质上包含的计算机程序指令可以用任何适当的介质传输,包括但不限于:无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0203] 作为另一方面,本申请还提供了一种计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质可以是上述实施例中描述的设备中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该设备中。上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被一个该设

备执行时,使得该设备可实现功能包括:获取训练样本和训练样本对应的训练标签,训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据,训练标签包括目标时间段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数;通过目标网络模型的第一网络结构对训练样本进行特征提取,获取样本特征向量;通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理,以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数;根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数,确定目标损失值;通过目标损失值对目标网络模型进行训练,以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类。

[0204] 根据本申请的一个方面,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程序指令,该计算机程序指令存储在计算机可读存储介质中。从计算机可读存储介质读取该计算机程序指令,处理器执行该计算机程序指令,实现上述实施例的各种可选实现方式中提供的方法。

[0205] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员易于理解,这里描述的示例实施方式可以通过软件实现,也可以通过软件结合必要的硬件的方式来实现。因此,本申请实施例的技术方案可以以软件产品的形式体现出来,该软件产品可以存储在一个非易失性存储介质(可以是CD-ROM,U盘,移动硬盘等)中,包括若干计算机程序指令用以使得一台电子设备(可以是服务器或者终端设备等)执行根据本申请实施例的方法。

[0206] 本领域技术人员在考虑说明书及实践在这里申请的申请后,将容易想到本申请的其他实施例。本申请旨在涵盖本申请的任何变型、用途或者适应性变化,这些变型、用途或者适应性变化遵循本申请的一般性原理并包括本申请未申请的本技术领域中的公知常识或惯用技术手段。说明书和实施例仅被视为示例性的,本申请的真正范围和精神由权利要求指出。

[0207] 应当理解的是,本申请并不限于这里已经示出的详细结构、附图方式或实现方法,相反,本申请意图涵盖包含在所附权利要求的精神和范围内的各种修改和等效设置。

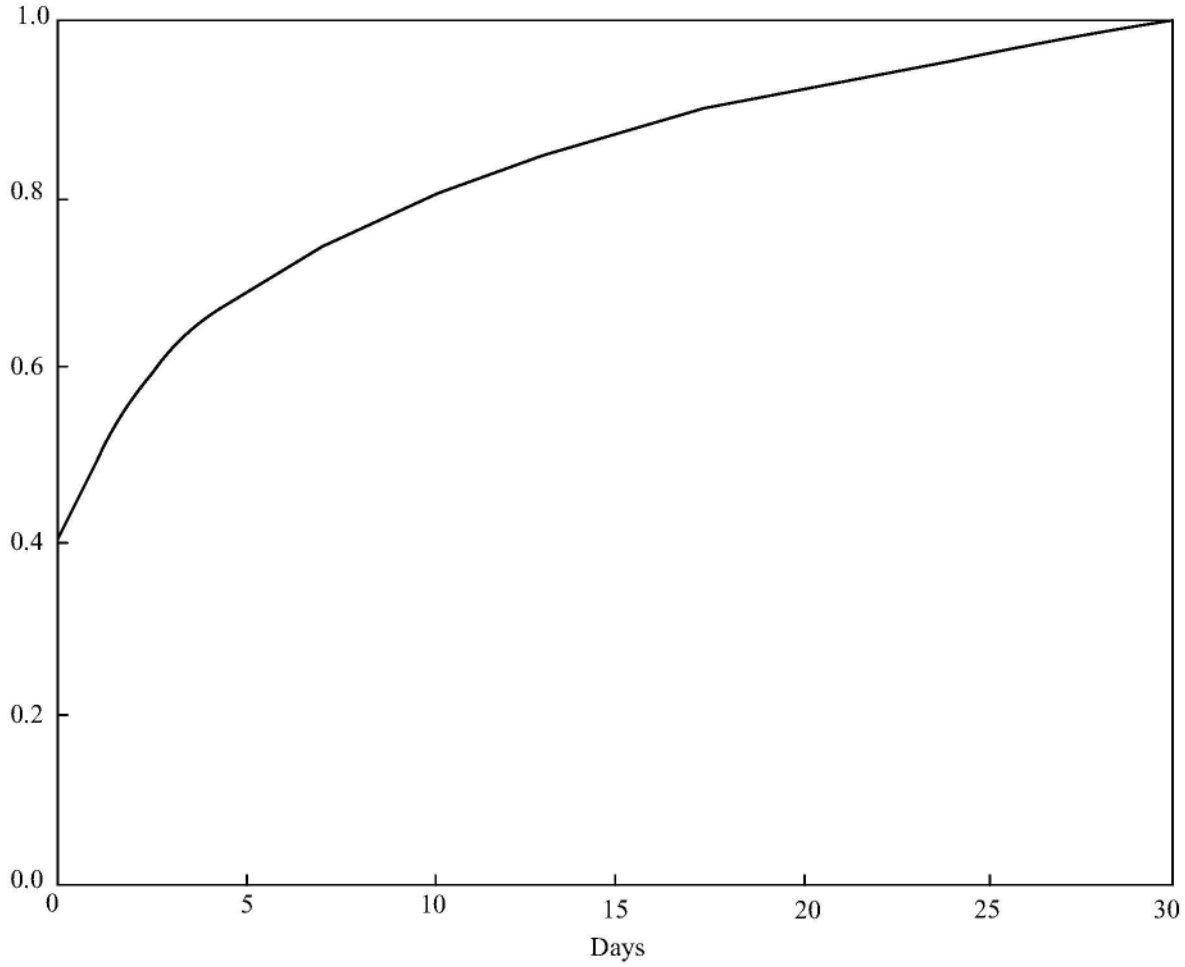


图1

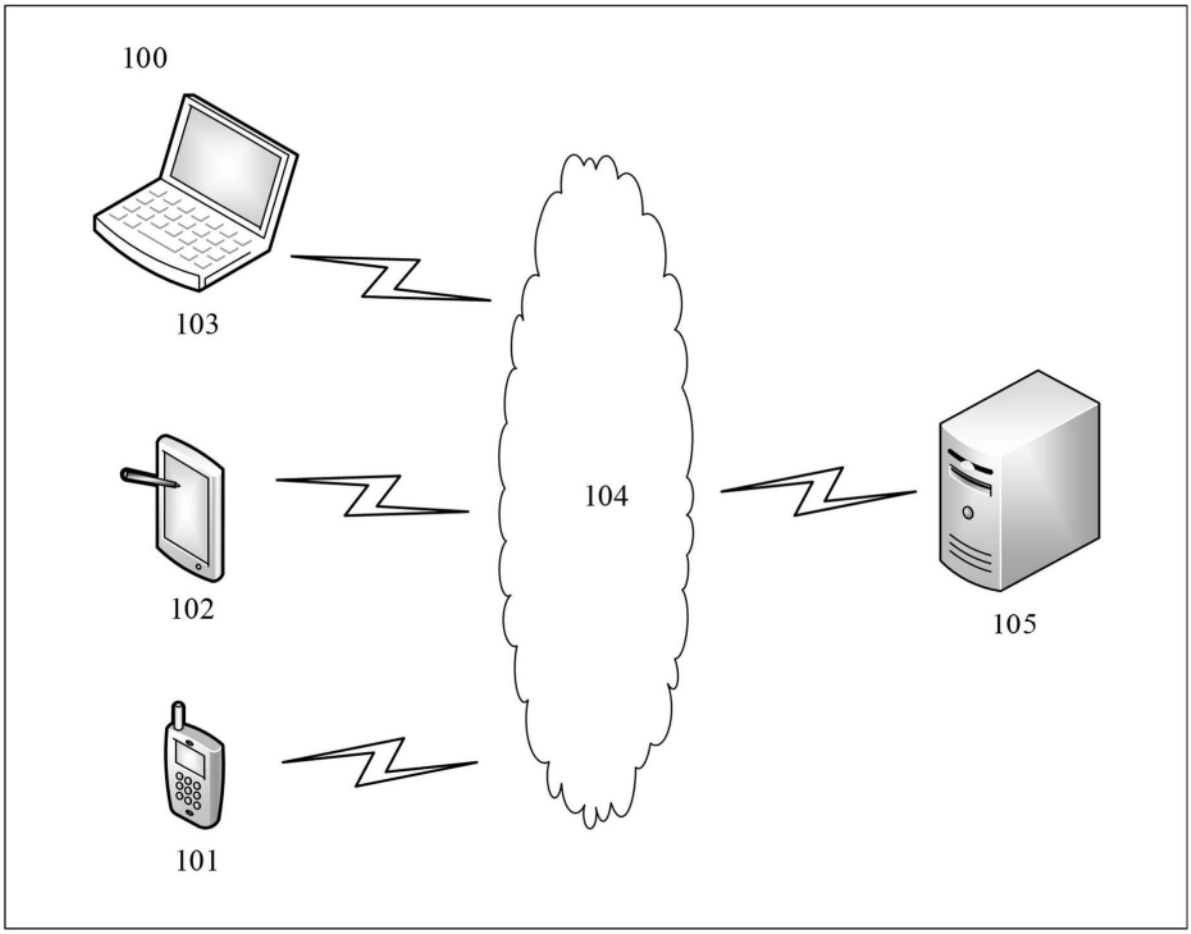


图2

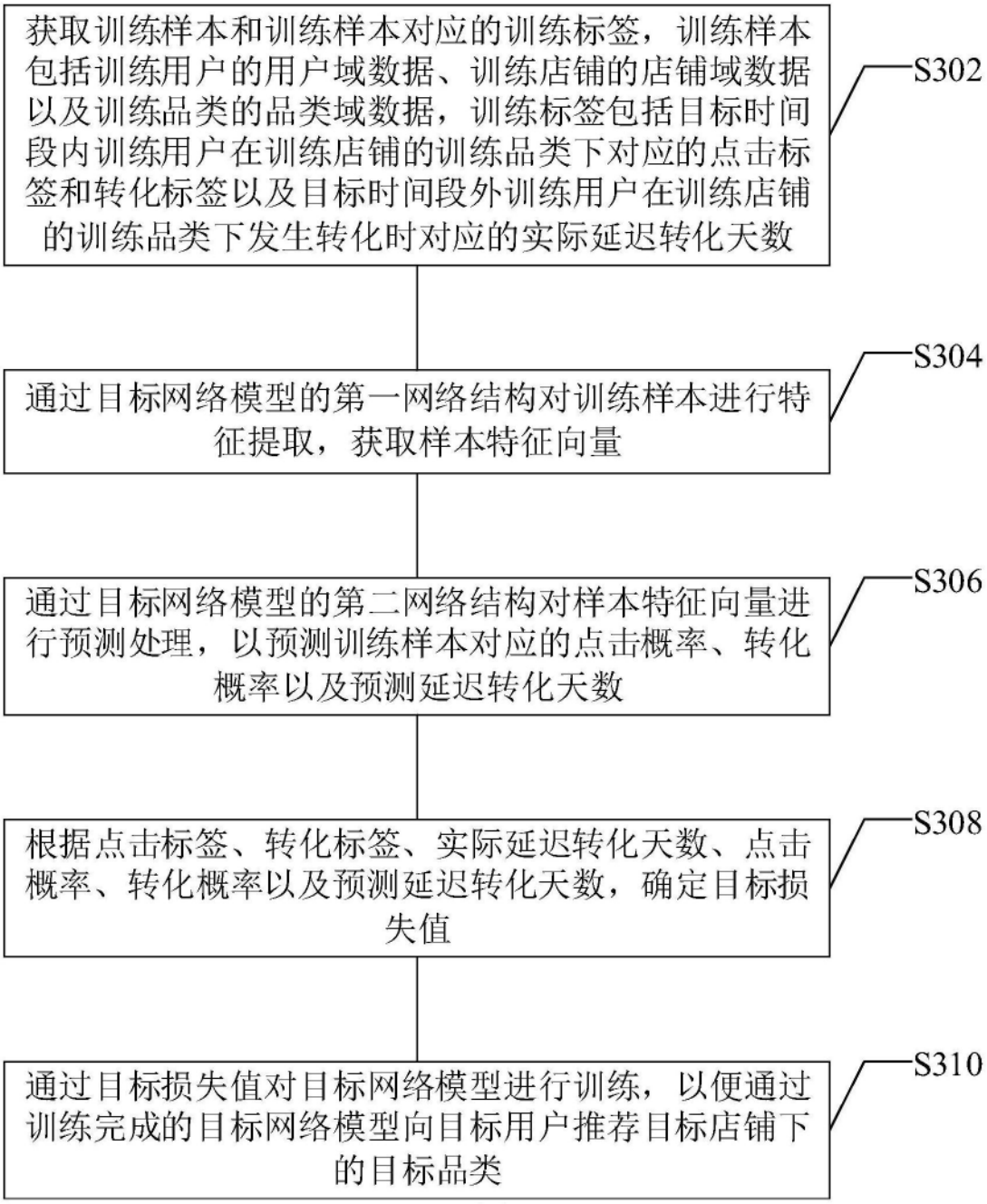

获取训练样本和训练样本对应的训练标签，训练样本包括训练用户的用户域数据、训练店铺的店铺域数据以及训练品类的品类域数据，训练标签包括目标时间段内训练用户在训练店铺的训练品类下对应的点击标签和转化标签以及目标时间段外训练用户在训练店铺的训练品类下发生转化时对应的实际延迟转化天数
S302
通过目标网络模型的第一网络结构对训练样本进行特征提取，获取样本特征向量
S304
通过目标网络模型的第二网络结构对样本特征向量进行预测处理，以预测训练样本对应的点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数
S306
根据点击标签、转化标签、实际延迟转化天数、点击概率、转化概率以及预测延迟转化天数，确定目标损失值
S308
通过目标损失值对目标网络模型进行训练，以便通过训练完成的目标网络模型向目标用户推荐目标店铺下的目标品类
S310

图3

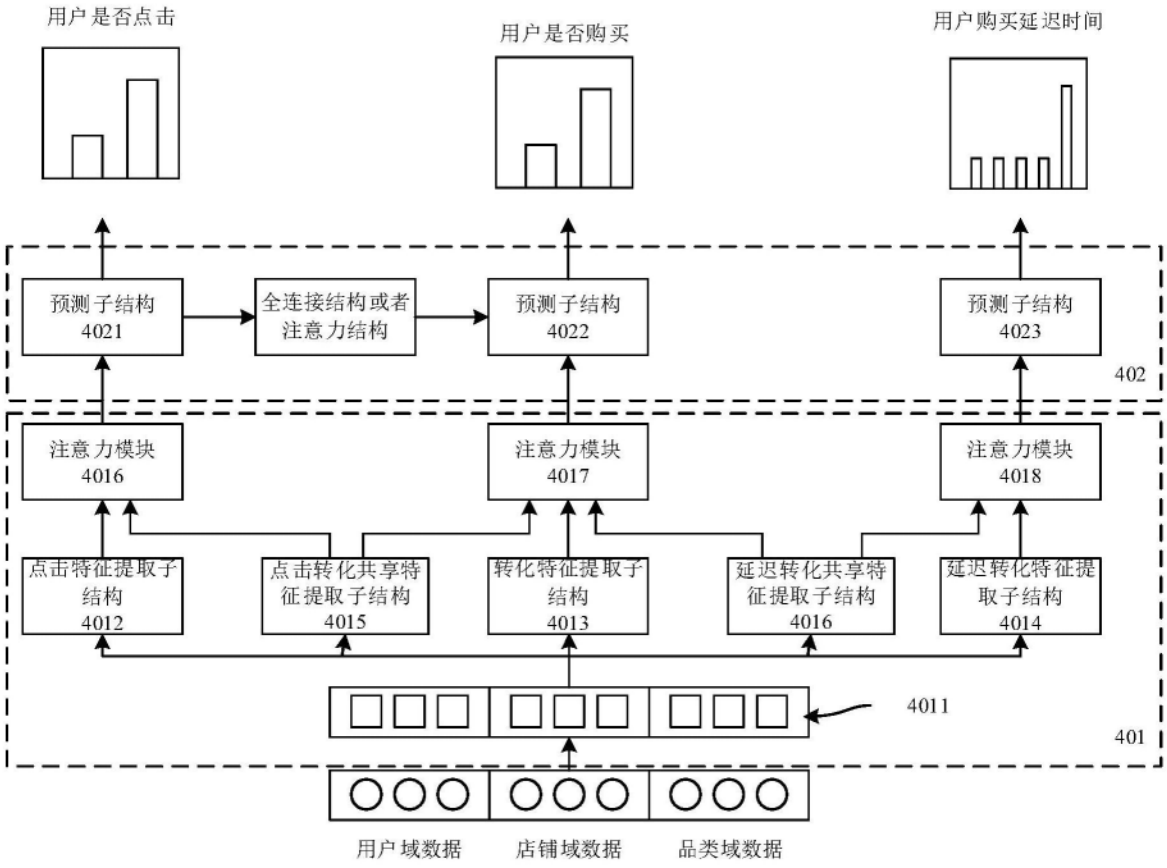

用户是否点击
用户是否购买
用户购买延迟时间
预测子结构 4021
全连接结构或者注意力结构
预测子结构 4022
预测子结构 4023
402
注意力模块 4016
注意力模块 4017
注意力模块 4018
点击特征提取子结构 4012
点击转化共享特征提取子结构 4015
转化特征提取子结构 4013
延迟转化共享特征提取子结构 4016
延迟转化特征提取子结构 4014
4011
401
用户域数据
店铺域数据
品类域数据

图4

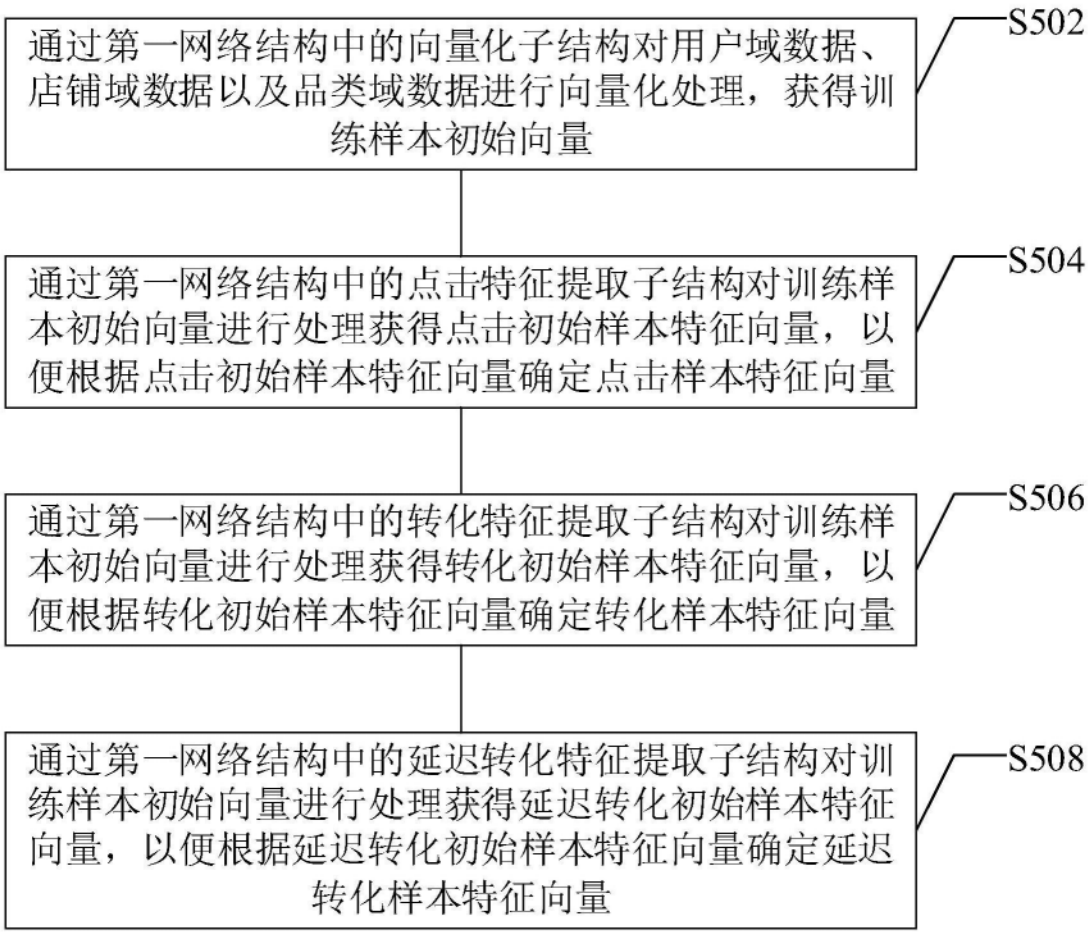

通过第一网络结构中的向量化子结构对用户域数据、店铺域数据以及品类域数据进行向量化处理，获得训练样本初始向量
S502
通过第一网络结构中的点击特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量，以便根据点击初始样本特征向量确定点击样本特征向量
S504
通过第一网络结构中的转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量，以便根据转化初始样本特征向量确定转化样本特征向量
S506
通过第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量，以便根据延迟转化初始样本特征向量确定延迟转化样本特征向量
S508

图5

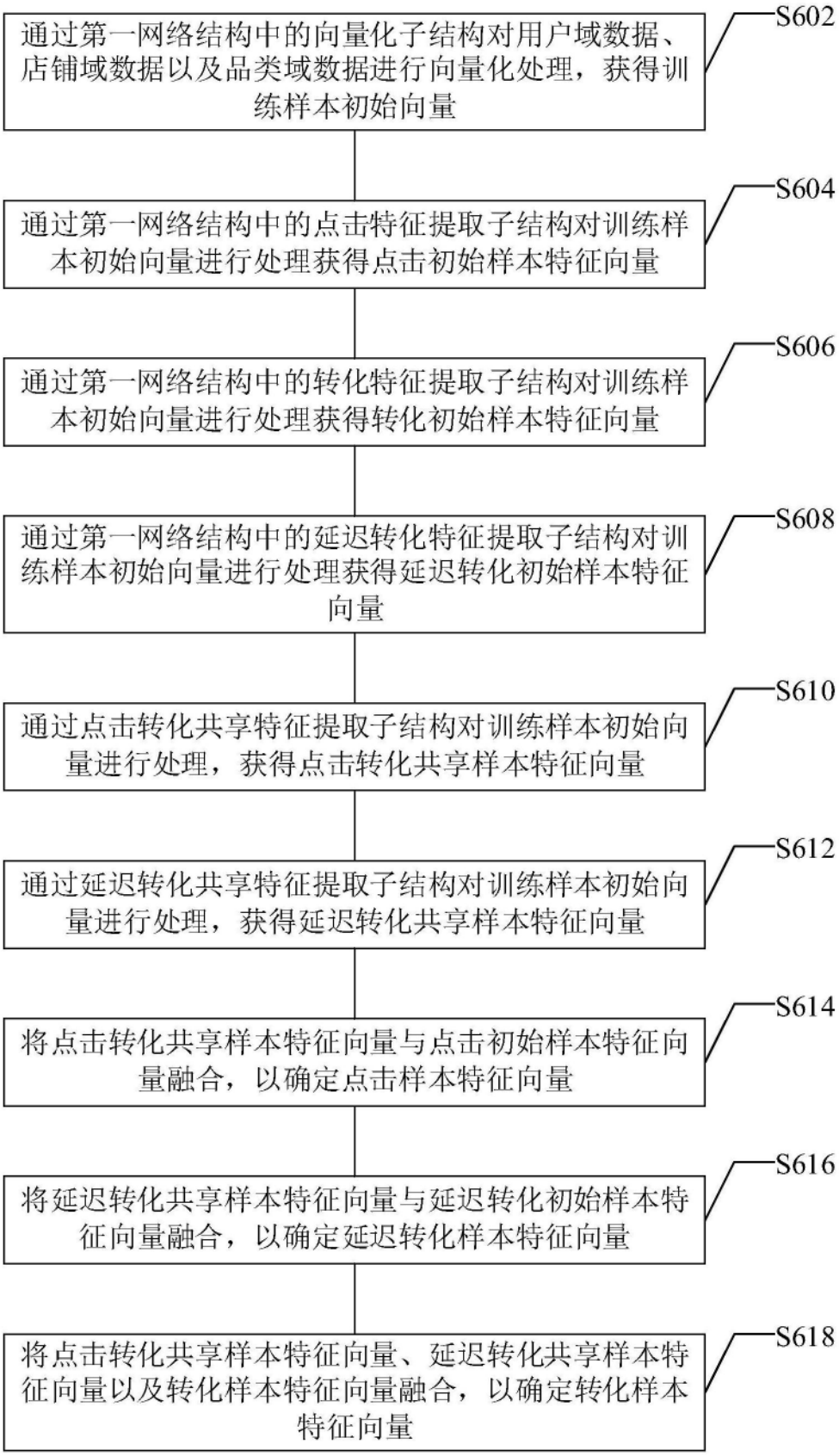

通过第一网络结构中的向量化子结构对用户域数据、店铺域数据以及品类域数据进行向量化处理，获得训练样本初始向量
S602
通过第一网络结构中的点击特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得点击初始样本特征向量
S604
通过第一网络结构中的转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得转化初始样本特征向量
S606
通过第一网络结构中的延迟转化特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理获得延迟转化初始样本特征向量
S608
通过点击转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理，获得点击转化共享样本特征向量
S610
通过延迟转化共享特征提取子结构对训练样本初始向量进行处理，获得延迟转化共享样本特征向量
S612
将点击转化共享样本特征向量与点击初始样本特征向量融合，以确定点击样本特征向量
S614
将延迟转化共享样本特征向量与延迟转化初始样本特征向量融合，以确定延迟转化样本特征向量
S616
将点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量融合，以确定转化样本特征向量
S618

图6

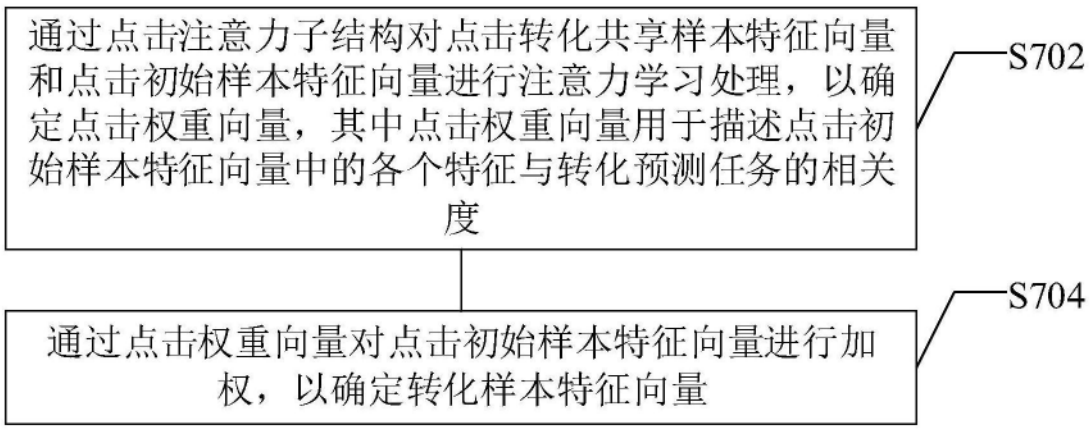

通过点击注意力子结构对点击转化共享样本特征向量和点击初始样本特征向量进行注意力学习处理，以确定点击权重向量，其中点击权重向量用于描述点击初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度
S702
通过点击权重向量对点击初始样本特征向量进行加权，以确定转化样本特征向量
S704

图7

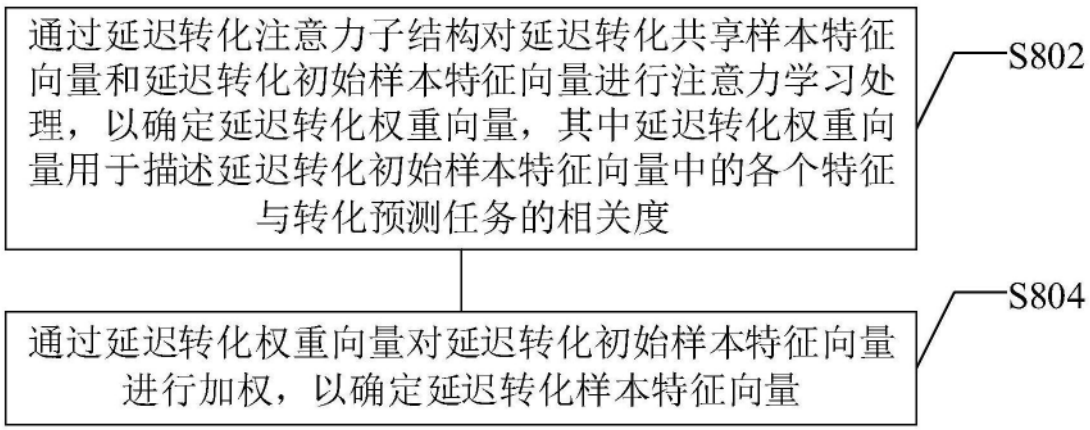

通过延迟转化注意力子结构对延迟转化共享样本特征向量和延迟转化初始样本特征向量进行注意力学习处理，以确定延迟转化权重向量，其中延迟转化权重向量用于描述延迟转化初始样本特征向量中的各个特征与转化预测任务的相关度
S802
通过延迟转化权重向量对延迟转化初始样本特征向量进行加权，以确定延迟转化样本特征向量
S804

图8

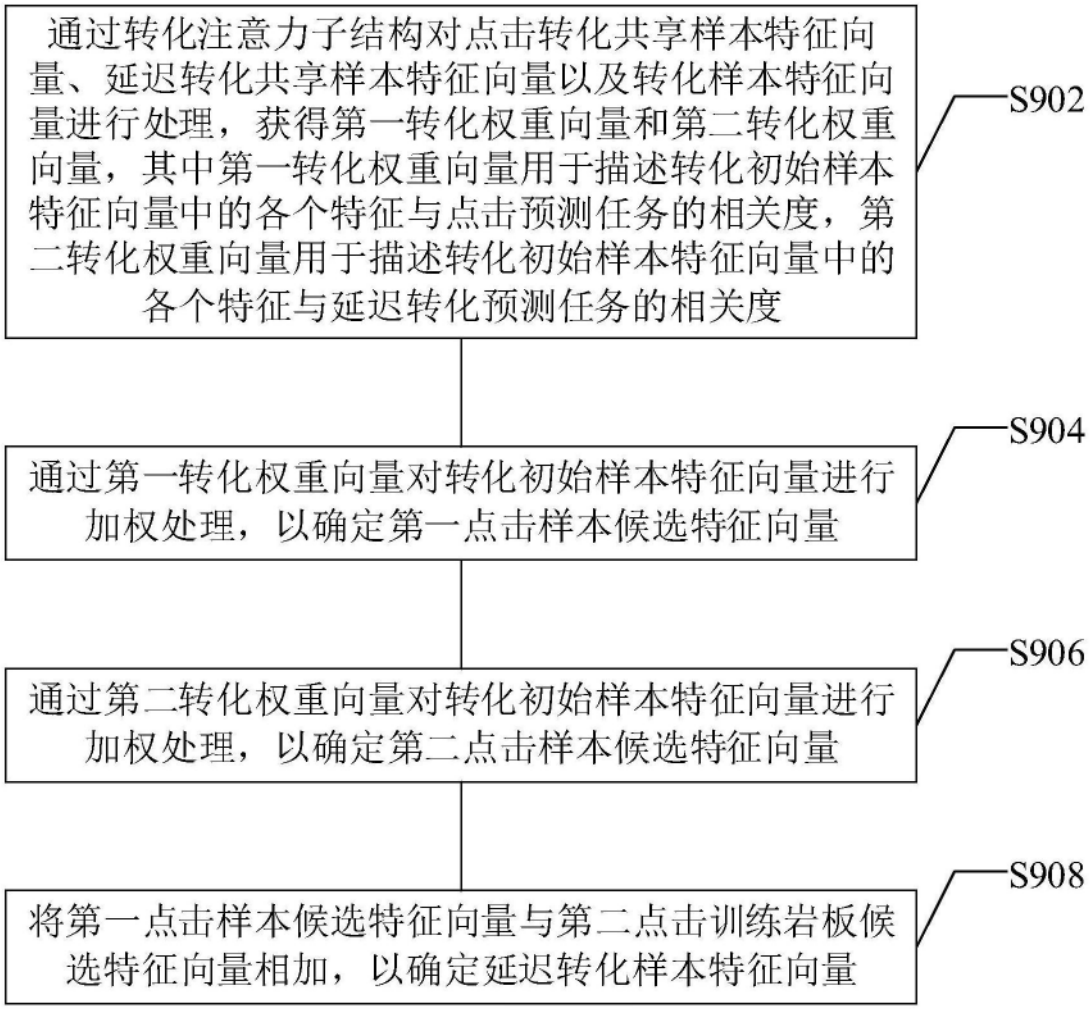

通过转化注意力子结构对点击转化共享样本特征向量、延迟转化共享样本特征向量以及转化样本特征向量进行处理，获得第一转化权重向量和第二转化权重向量，其中第一转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与点击预测任务的相关度，第二转化权重向量用于描述转化初始样本特征向量中的各个特征与延迟转化预测任务的相关度
S902
通过第一转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理，以确定第一点击样本候选特征向量
S904
通过第二转化权重向量对转化初始样本特征向量进行加权处理，以确定第二点击样本候选特征向量
S906
将第一点击样本候选特征向量与第二点击训练岩板候选特征向量相加，以确定延迟转化样本特征向量
S908

图9

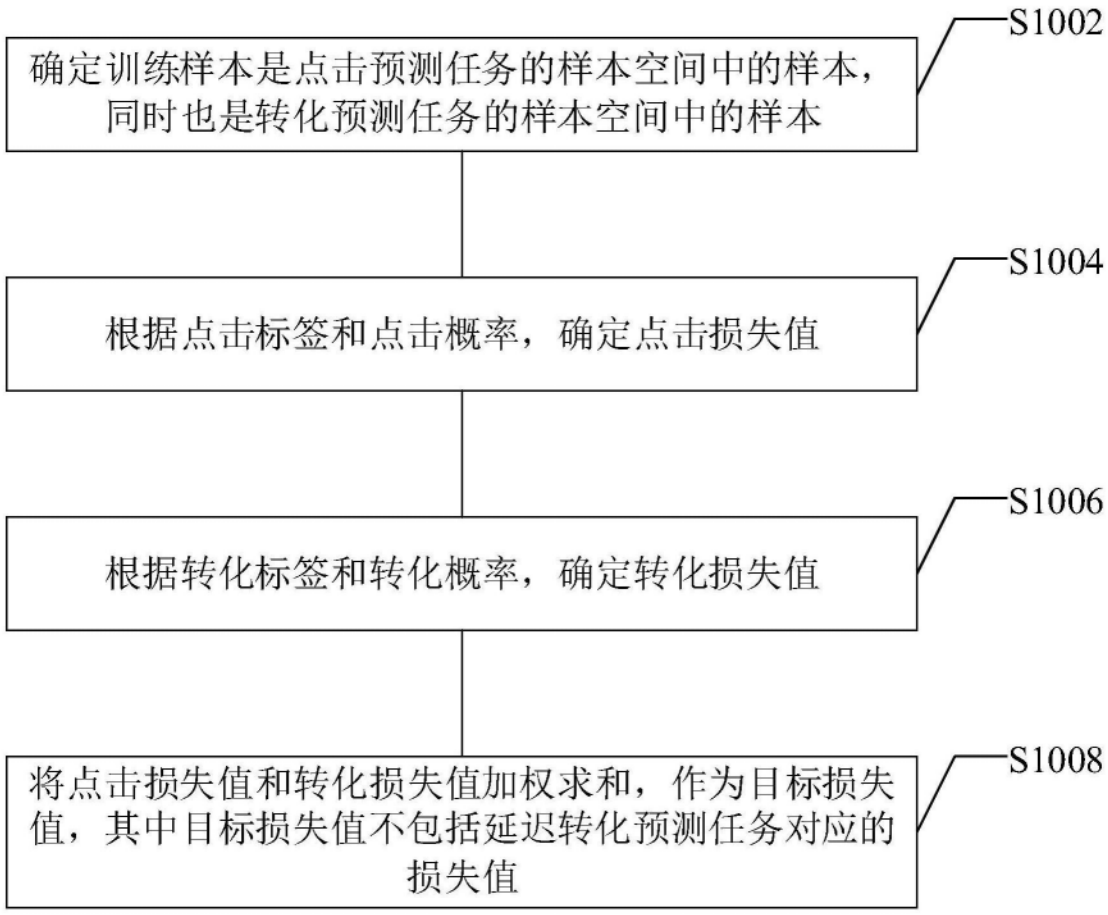

S1002
确定训练样本是点击预测任务的样本空间中的样本，同时也是转化预测任务的样本空间中的样本
S1004
根据点击标签和点击概率，确定点击损失值
S1006
根据转化标签和转化概率，确定转化损失值
S1008
将点击损失值和转化损失值加权求和，作为目标损失值，其中目标损失值不包括延迟转化预测任务对应的损失值

图10

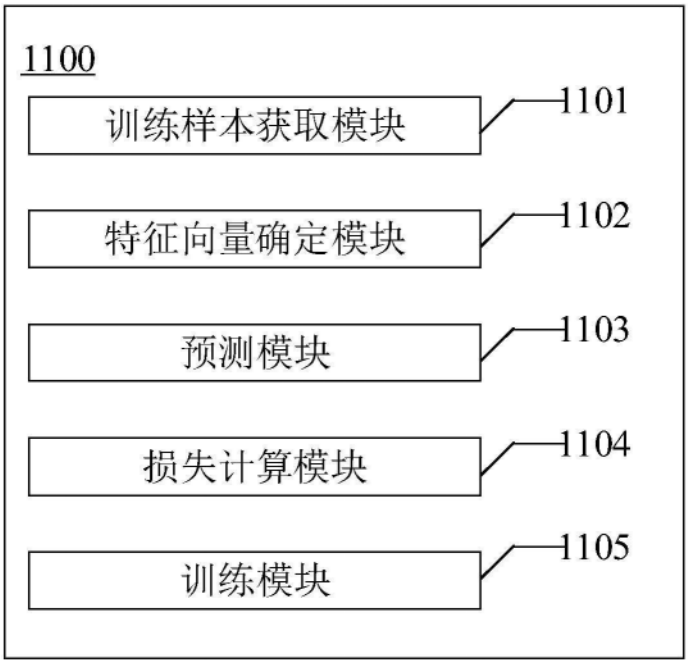

1100
训练样本获取模块
1101
特征向量确定模块
1102
预测模块
1103
损失计算模块
1104
训练模块
1105

图11

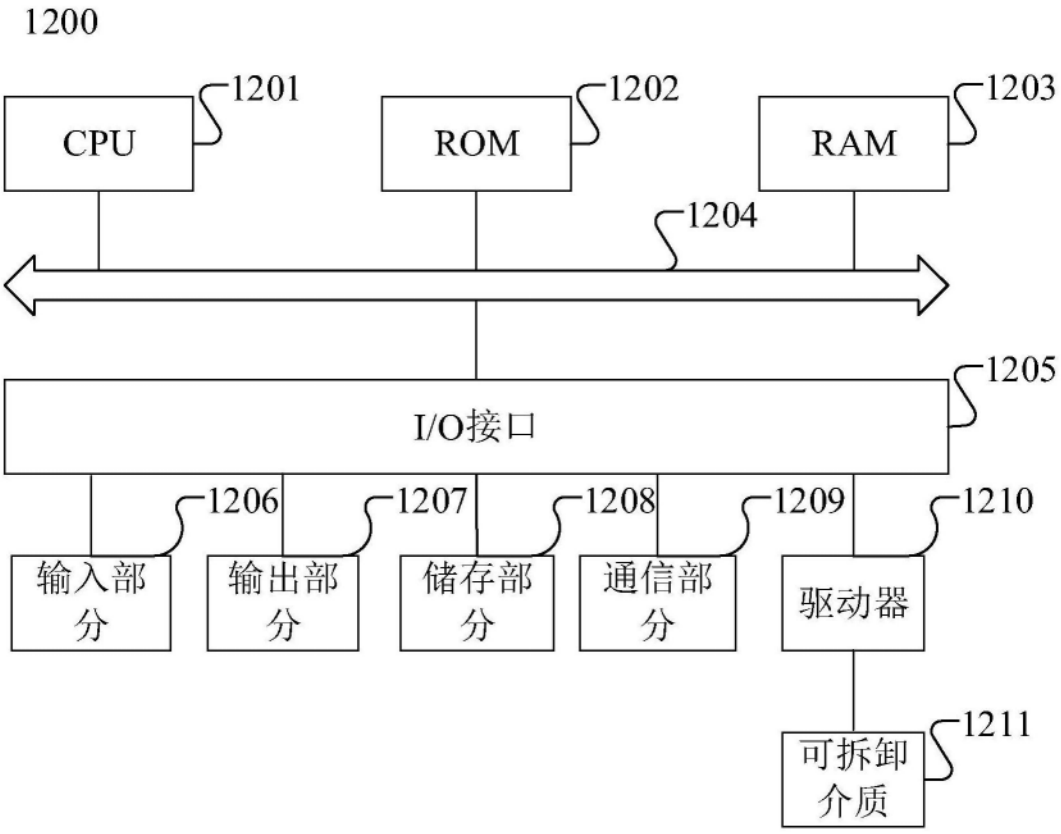

1200
CPU
1201
ROM
1202
RAM
1203
1204
I/O接口
1205
输入部分
1206
输出部分
1207
储存部分
1208
通信部分
1209
驱动器
1210
可拆卸介质
1211

图12