(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国 际 局

(43) 国际公布日
2024 年 3 月 28 日 (28.03.2024)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2024/060587 A1

(51) 国际专利分类号:
G06Q 30/06 (2023.01) *G06N 3/0895* (2023.01)
G06Q 40/04 (2012.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2023/087290

(22) 国际申请日: 2023 年 4 月 10 日 (10.04.2023)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202211138878.2 2022年9月19日 (19.09.2022) CN

(71) 申请人: 北京沃东天骏信息技术有限公司 (**BEIJING WODONG TIANJUN INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.**) [CN/CN]; 中国北京市大兴区北京经济技术开发区科创十一街18号院2号楼4层A402室, Beijing 100176 (CN)。北京京东世纪贸易有限公司(**BEIJING JINGDONG CENTURY TRADING CO., LTD.**) [CN/CN]; 中国北京市大兴区北京经济技术开发区科创十一街18号C座2层201室, Beijing 100176 (CN)。

(72) 发明人:程维(**CHENG, Wei**); 中国北京市大兴区北京经济技术开发区科创十一街18号院2号楼4层A402室, Beijing 100176 (CN)。范聪(**FAN, Cong**); 中国北京市大兴区北京经济技术开发区科创十一街18号院2号楼4层A402, Beijing 100176 (CN)。

(74) 代理人: 北京唯智勤实知识产权代理事务所(普通合伙) (**BEIJING WISDOM INTELLECTUAL PROPERTY LAW FIRM**); 中国北京市丰台区郭公庄中街20号北京方向B座6024, Beijing 100070 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ,

(54) **Title:** GENERATION METHOD FOR SELF-SUPERVISED LEARNING MODEL AND GENERATION METHOD FOR CONVERSION RATE ESTIMATION MODEL

(54) 发明名称: 自监督学习模型的生成方法和转化率预估模型的生成方法

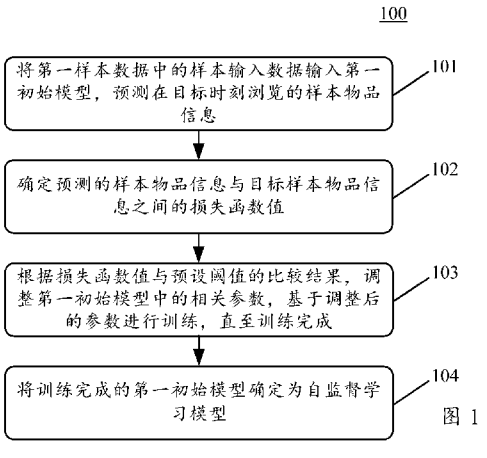


图 1

101 Input sample input data in first sample data into a first initial model, and predict sample object information that is browsed at a target moment

102 Determine a loss function value between the predicted sample object information and target sample object information

103 According to the result of comparison between the loss function value and a preset threshold, adjust related parameters in the first initial model, and on the basis of the adjusted parameters, perform training until the training is completed

104 Determine the trained first initial model as a self-supervised learning model

(57) **Abstract:** Disclosed in embodiments of the present disclosure are a generation method for a self-supervised learning model and a generation method for a conversion rate estimation model. A specific implementation of the generation method for a self-supervised learning model comprises: inputting sample input data in first sample data into a first initial model, and predicting sample object information that is browsed at a target moment; determining a loss function value between the predicted sample object information and target sample object information; according to the result of comparison between the loss function value and a preset threshold, adjusting related parameters in the first initial model, and on the basis of the adjusted parameters, performing training until the training is completed; and determining the trained first initial model as a self-supervised learning model.

WO 2024/060587 A1

[见续页]

IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:
— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

(57) 摘要: 本公开的实施例公开了自监督学习模型的生成方法和转化率预估模型的生成方法。该生成方法的一具体实施方式包括：将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息；确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值；根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

自监督学习模型的生成方法和转化率预估模型的生成方法

相关申请的交叉引用

本申请要求于申请日为 2022 年 09 月 19 日提交的，申请号为202211138878.2、发明名称为“自监督学习模型的生成方法和转化率预估模型的生成方法”的中国专利申请的优先权，其全部内容作为整体并入本申请中。

技术领域

本公开的实施例涉及人工智能技术领域，具体涉及自监督学习模型的生成方法和转化率预估模型的生成方法。

背景技术

转化率（Conversion Rate，CVR）最初是一种衡量广告投放效果的指标，即计算通过点击广告并对其付费的用户，在所有浏览过广告的用户中所占的比例。随着相关技术不断地发展，CVR 也通常用于广告投放、商品推荐和搜索等效果的评估。转化率预估技术一般是利用人工智能算法，对用户每次对在线商品、广告等的购买转化的情况进行建模，并作出预测，判断用户是否购买或者给出购买的概率值。在电子商务系统中，通常会给用户展示对该用户来说 CVR 较高的广告、商品等。由此可见，CVR 预估往往是一项重要的技术。

发明内容

本公开的内容部分用于以简要的形式介绍构思，这些构思将在后面的具体实施方式部分被详细描述。本公开的内容部分并不旨在标识要求保护的技术方案的关键特征或必要特征，也不旨在用于限制所要求的保护的技术方案的范围。本公开的一些实施例提出了自监督学习模型的生成方法、转化率预估模型的生成方法、装置、电子设备和计

算机可读介质，来解决以上背景技术部分提到的技术问题中的一项或多项。

第一方面，本公开的一些实施例提供了一种自监督学习模型的生成方法，包括：将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、样本用户在目标时刻之前浏览的目标时段样本物品信息序列；确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，目标样本物品信息为第一样本数据中，样本用户在目标时刻浏览的样本物品信息；根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

第二方面，本公开的一些实施例提供了一种自监督学习模型的生成装置，包括：输入单元，被配置成将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、样本用户在目标时间之前浏览的目标时段样本物品信息序列；损失值确定单元，被配置成确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，目标样本物品信息为第一样本数据中，样本用户在目标时间浏览的样本物品信息；参数调整单元，被配置成根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；生成单元，被配置成将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

第三方面，本公开的一些实施例提供了一种转化率预估模型的生成方法，包括：将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，第二初始模型是基于第一方面中任一实现方式所描述的生成方法而生成的；将预测结果与第二样本数据中，目标页面

样本物品的标签信息进行分析，其中，标签信息用于表征物品是否被用户获取；根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。

第四方面，本公开的一些实施例提供了一种转化率预估模型的生成装置，包括：输入单元，被配置成将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，第二初始模型是基于第一方面中任一实现方式所描述的生成方法而生成的；分析单元，被配置成将预测结果与第二样本数据中，目标页面样本物品的标签信息进行分析，其中，标签信息用于表征物品是否被用户获取；参数调整单元，被配置成根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；生成单元，被配置成将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。

第五方面，本公开的一些实施例提供了一种电子设备，包括：至少一个处理器；存储装置，其上存储有至少一个程序，当至少一个程序被至少一个处理器执行，使得至少一个处理器实现上述第一方面、第三方面中任一实现方式所描述的方法。

第六方面，本公开的一些实施例提供了一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其中，程序被处理器执行时实现上述第一方面、第三方面中任一实现方式所描述的方法。

第七方面，本公开的一些实施例提供了一种计算机程序产品，包括计算机程序，计算机程序在被处理器执行时实现上述第一方面、第三方面中任一实现方式所描述的方法。

附图说明

结合附图并参考以下具体实施方式，本公开各实施例的上述和其他特征、优点及方面将变得更加明显。贯穿附图中，相同或相似的附

图标记表示相同或相似的元素。应当理解附图是示意性的，元件和元素不一定按照比例绘制。

图 1 是根据本公开的自监督学习模型的生成方法的一些实施例的流程图；

图 2 是本公开的第一初始模型的一些实施例的结构示意图；

图 3 是根据本公开的自监督学习模型的生成装置的一些实施例的结构示意图；

图 4 是根据本公开的转化率预估模型的生成方法的一些实施例的流程图；

图 5 是本公开的第二初始模型的一些实施例的结构示意图；

图 6 是根据本公开的转化率预估模型的生成装置的一些实施例的结构示意图；

图 7 是适于用来实现本公开的一些实施例的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

下面将参照附图更详细地描述本公开的实施例。虽然附图中显示了本公开的某些实施例，然而应当理解的是，本公开可以通过各种形式来实现，而且不应该被解释为限于这里阐述的实施例。相反，提供这些实施例是为了更加透彻和完整地理解本公开。应当理解的是，本公开的附图及实施例仅用于示例性作用，并非用于限制本公开的保护范围。

另外还需要说明的是，为了便于描述，附图中仅示出了与有关发明相关的部分。在不冲突的情况下，本公开中的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

需要注意，本公开中提及的“第一”、“第二”等概念仅用于对不同的装置、模块或单元进行区分，并非用于限定这些装置、模块或单元所执行的功能的顺序或者相互依存关系。

需要注意，本公开中提及的“一个”、“多个”的修饰是示意性而非限制性的，本领域技术人员应当理解，除非在上下文另有明确指出，

否则应该理解为“至少一个”。

本公开实施方式中的多个装置之间所交互的消息或者信息的名称仅用于说明性的目的，而并不是用于对这些消息或信息的范围进行限制。

本公开中所涉及的用户个人信息的收集、存储、使用等操作，例如用户的属性信息、浏览访问操作行为、下单数据等，在执行相应操作之前，相关组织或个人尽到包括开展个人信息安全影响评估、向个人信息主体履行告知义务、事先征得个人信息主体的授权同意等义务。

相关的自监督学习模型的生成方法，例如，在CVR预估建模过程中，首先，一般是获取到用户对商品的购买转化行为。从而将用户是否购买作为标签，将商品和用户的属性等作为特征，构建数据集。然后，利用这些数据集，对CVR预估模型进行训练，从而使模型能判断每一个用户，针对不同的商品是否会进行购买等经常会存在如下技术问题：不同场景的数据分布通常不同。例如在应用主页的搜索场景中，某用户没有购买某商品。但是在店铺页面的搜索场景中，该用户可能购买了该商品。因此，若将所有场景的数据合并，来联合训练模型通常会带来较大的偏差，影响模型预估的准确度。

为了解决以上所阐述的问题，本公开的一些实施例提出了自监督学习模型的生成方法及装置，可以将自监督学习算法应用在转化率预估建模上，从而提升模型预估的准确度。

下面将参考附图并结合实施例来详细说明本公开。

图1示出了根据本公开的自监督学习模型的生成方法的一些实施例的流程100。该方法包括以下步骤：

步骤101，将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息。

在一些实施例中，自监督学习模型的生成方法的执行主体（例如服务器）可以通过有线连接方式或无线连接方式，将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型。其中，样本输入数据可以包括样本用户的属性信息、样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、样本用户在目标时刻之前浏览的目标时段样本物品信息序列。这里的目标

时刻可以是样本用户在此前浏览过样本物品信息的任意时刻。

在这里，样本用户的属性信息和样本物品的属性信息的内容不限制。样本物品的属性信息可以包括以下至少一项：物品标识（如编码）、价格、规格型号、所属类别等。样本物品信息序列通常用于表示按照时间顺序用户浏览过的样本物品信息。其中，时间顺序可以是正序（即距离当前时间由远至近），也可以是倒序（即由近到远）。而目标时段样本物品信息序列通常为样本用户，在目标时刻之前所浏览的样本物品信息序列。

在一些实施例中，执行主体可以通过第一初始模型，来预测样本用户在目标时刻浏览的样本物品信息。这里的样本物品信息通常是输入模型中的样本物品的信息。

可以理解的是，第一初始模型可以输出所输入的各样本物品，在目标时刻被样本用户浏览的概率。此时，执行主体可以将概率值最大的样本物品的信息（如物品标识），确定为预测的样本物品信息。若存在概率值相同或相近的样本物品，则可以根据样本物品信息序列，来比较这些样本物品被浏览的时间点。从而将时间点相对晚（即最近被浏览）的样本物品的信息，确定为预测的样本物品信息。可选地，第一初始模型也可以直接输出，在目标时刻被样本用户浏览的样本物品的信息。

在一些实施例中，上述第一样本数据可以通过收集用户的历史行为数据而得到的。作为示例，可以通过以下采集方法得到：首先，可以获取用户在不同展示页面的历史行为数据。这里的展示页面通常为不同场景下的物品信息展示页面，如应用主页的展示页面，或者应用中某个店铺展示页面等。这里的历史行为数据可以包括表征浏览物品信息的行为数据。此时，可以将用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息。接着，可以将用户浏览过的各物品信息所指示的物品确定为样本物品，得到样本物品的属性信息。之后，根据浏览时间的先后顺序，生成样本用户在设定时间段（如 24 小时）内浏览的样本物品信息序列。其中，样本物品信息序列中的样本物品信息可以包括被浏览的时间点和样本物品的标识。

可以理解的是，上述设定时间段通常为包含目标时刻的时间段。也就是说，目标时刻通常为设定时间段内的某时刻。另外，上述被浏览的时间点可以是用户执行指示信息展示操作的时间点，如点击页面中所展示的某个物品信息所在位置的时间，或者，也可以是显示物品信息页面的起始时间等。样本数据的采集过程可以是由执行主体完成的，进而存储在本地或数据库中等；也可以是由其他电子设备完成的，进而执行主体从中获取到。

步骤 102，确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值。

在一些实施例中，基于步骤 101 预测的样本物品信息，执行主体可以确定预测结果与目标样本物品信息之间的损失函数值。其中，目标样本物品信息可以为第一样本数据中，样本用户在目标时刻浏览的样本物品信息。这里的损失函数同样可以根据需求进行设置。作为示例，可以采用交叉熵损失函数。

可以理解的是，自监督学习主要是利用辅助任务从大规模的无监督数据中挖掘自身的监督信息，通过这种构造的监督信息对深度神经网络进行训练，从而可以学习到对下游任务有价值的表征。即自监督学习的监督信息往往不是人工标注的，通常是算法在大规模无监督数据中自动构造监督信息，来进行监督学习或训练。自监督学习的“标注”通常来自于数据本身，其常规操作是通过各自的辅助任务来提高学习表征的质量，从而提高下游任务的质量。

由此可见，在本公开的实施例中，由于没有直接使用表征用户是否购买的标签，而是利用序列数据自身的时序性质。即利用 t-1 及之前时刻的信息序列，来预测 t 时刻用户的行为。因此，在使用多场景数据进行模型训练时，可以使模型在没有任何偏差的情况下，学习到不同用户信息、物品信息的各类特征的向量表征。

步骤 103，根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成。

在一些实施例中，执行主体可以将损失函数值与预设阈值进行比较分析。从而根据两者的比较结果，来确定第一初始模型是否训练完

成。例如，可以确定损失函数值是否小于预设阈值。若小于，说明训练完成；若不小于，则可以说明未训练完成。在这里，如果确定未训练完成，可以调整第一初始模型中的相关参数。从而基于调整后的参数进行训练。即重复上述步骤，继续训练调整后的第一初始模型，直至训练完成。

步骤 104，将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

在一些实施例中，若确定第一初始模型训练完成，则执行主体可以将训练完成的第一初始模型，确定为自监督学习模型。此时，可以得到一种可用于转化率预估模型预训练的自监督学习算法。

需要说明的是，第一初始模型可以存储在执行主体本地，也可以存储在其他电子设备中。第一初始模型可以采用常用的机器学习或深度学习模型结构。

在一些实施例中，如图 2 所示，第一初始模型可以包括输入层、嵌入层、转换层（Transformer Layer）、拼接层、全连接层和输出层。从图 2 中可以看出，执行主体可以将上述的样本输入数据，即样本用户的属性信息、样本物品的属性信息和目标时段样本物品信息序列，作为输入特征，输入到输入层。输入层可以将接收的数据发送给嵌入层。嵌入层的主要目的是把离散特征转换为向量。即可以将样本输入数据中的离散数据，如样本用户的属性信息中的性别，以及目标时段样本物品信息序列中的物品标识等特征，转换为向量，从而可以得到样本用户的属性信息向量、样本物品的属性信息向量和目标时段样本物品信息序列向量。之后，嵌入层可以将得到的嵌入向量，即样本用户的属性信息向量和样本物品的属性信息向量，发送给拼接层。同时，可以将目标时段样本物品信息序列向量发送给转换层。

在这里，转换层可以对目标时段样本物品信息序列向量进行特征提取，即提取其中的时序特征、物品标识特征等，从而可以得到目标时段样本物品信息序列的特征向量。之后，可以将特征向量发送给拼接层。此时，拼接层可以将转换层的输出与嵌入层的输出进行拼接，从而得到拼接特征。接着，可以将拼接特征送入全连接层，进行分析处理。从而将预测结果通过输出层进行输出。

需要说明的是，上述转换层可以采用循环神经网络，也可以采用自注意力网络。其中，循环神经网络往往需要对数据进行逐个或逐层处理。而自注意力网络可以进行数据的并行处理，即可以同时处理序列中的多个样本物品信息。这样有助于提高模型的数据处理效率和训练效率。

可以理解的是，现有的自监督学习方法，大多是运用于自然语言处理和计算机视觉领域。因为该领域的数据都是非结构化数据，其数据本身存在丰富的上下文信息或时序信息。而在推荐搜索等领域，数据大多为结构化表格数据，可利用的数据本身的上下文和时序信息较少，难以直接将自监督学习方法应用过来。

而本公开的一些实施例提供的自监督学习模型的生成方法，提出了一种基于用户行为序列（即浏览的样本物品信息序列）的自监督学习算法。从而可以将自监督学习算法，应用于转化率预估模型的构建和预训练中。这样，可以较好地避免传统模型训练中，使用多种场景数据训练模型，由标签带来的偏差问题。另外，联合所有场景中的数据来训练模型，可以提升模型的准确度。

继续参考图 3，作为对上述图 1 所示方法的实现，本公开提供了一种自监督学习模型的生成装置的一些实施例，这些装置实施例与图 1 所示的那些方法实施例相对应，该装置具体可以应用于各种电子设备中。

如图 3 所示，一些实施例的自监督学习模型的生成装置 300 可以包括：输入单元 301，被配置成将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、样本用户在目标时间之前浏览的目标时段样本物品信息序列；损失值确定单元 302，被配置成确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，目标样本物品信息为第一样本数据中，样本用户在目标时间浏览的样本物品信息；参数调整单元 303，被配置成根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；生

成单元 304，被配置成将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

在一些实施例中，第一初始模型可以包括：输入层，用于接收样本输入数据，以及发送给嵌入层；嵌入层，用于将样本输入数据中的离散数据转换为向量，得到样本用户的属性信息向量、样本物品的属性信息向量和目标时段样本物品信息序列向量；转换层，用于对目标时段样本物品信息序列向量进行特征提取，得到目标时段样本物品信息序列的特征向量；以及拼接层，用于对目标时段样本物品信息序列的特征向量、样本用户的属性信息向量、样本物品的属性信息向量进行拼接，得到拼接特征；全连接层，用于对拼接特征进行分析处理，得到预测结果；输出层，用于输出预测结果。

在一些实施例中，转换层可以采用自注意力网络。

在一些实施例中，该装置 300 还可以包括数据采集单元（图 3 中未示出），被配置成获取用户在不同展示页面的历史行为数据；将用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息；将用户浏览过的各物品信息所指示的物品确定为样本物品，得到样本物品的属性信息；根据浏览时间的先后顺序，生成样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，其中，样本物品信息序列中的样本物品信息包括被浏览的时间点和样本物品的标识。

可以理解的是，该装置 300 中记载的诸单元与参考图 1 描述的方法中的各个步骤相对应。由此，上文针对方法描述的操作、特征以及产生的有益效果同样适用于装置 300 及其中包含的单元，在此不再赘述。

请参考图 4，示出了根据本公开的转化率预估模型的生成方法的一些实施例的流程 400。该方法包括以下步骤：

步骤 401，将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取样本物品的预测结果。

在一些实施例中，生成方法的执行主体（例如服务器）同样可以通过有线连接或无线连接的方式，将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型。从而通过第二初始模型，得到样本用户是否获取

目标页面样本物品的预测结果。这里的获取可以包括以下至少一种：下单购买、加购物车、收藏等。

同样地，第二初始模型可以输出样本用户获取各样本物品的概率。此时，执行主体可以根据概率值，确定用户是否会获取各样本物品。如概率值大于设定值，说明会获取该物品。可选地，第二初始模型也可以直接输出表征样本用户是否获取各样本物品的预测标签信息（如是或否）。

其中，样本输入数据可以包括样本用户的属性信息、各目标页面样本物品的属性信息、样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列。其中，目标页面样本物品通常为样本用户，在目标展示页面中浏览过的物品信息所指示的物品。而第二初始模型可以是基于图 1 实施例中，任一实现方式所描述的生成方法而生成的。可以参见图 1 实施例步骤 101 中的相关描述，此处不再赘述。

这里的目标展示页面可以是上述不同展示页面中的一种，也可以是其他场景下的物品信息展示页面。而本实施例中的执行主体与图 1 实施例中的执行主体可以相同，也可以不同。

在一些实施例中，第二初始模型同样可以存储在执行主体本地，或者其他电子设备中。在这里，如图 5 所示，可以将自监督学习模型（图 5 中左侧的多场景数据联合自监督预训练）的模型参数，确定为模型（图 5 中右侧的单场景数据微调监督训练）的初始化参数。其中，自监督学习模型可以采用图 1 实施例中任一实现方式所描述的生成方法生成。即利用上述得到的自监督学习模型中的各模型参数值，如不同网络层中的权重值、超参数值等，作为第二初始模型的各模型参数的初始值。也就是说，在使用所有场景数据自监督预训练完成之后，可以将除输出层之外的所有模型预训练得到的参数保存，从而作为在每个不同场景下，使用标签进行监督训练的模型初始化参数。

之后，可以将模型的输出层调整为输出用户获取物品的概率，将调整后的模型作为第二初始模型。也就是说，主要的模型层不变，改变输出层。通过微调自监督学习模型的架构，来得到第二初始模型的架构。这样可以提高模型的构建效率。之后，针对不同场景，每个模

型可以使用各自场景的数据，利用用户是否购买的标签进行有监督训练。从而实现为不同场景训练不同的转化率预估模型。

在一些应用场景中，这里的第二样本数据同样可以通过收集用户的历史行为数据得到。作为示例，首先可以获取用户在目标展示页面的历史行为数据。此时，将用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息。接着，根据历史行为数据中的物品获取数据，从用户浏览过的各物品信息所指示的物品中，选取物品作为目标页面样本物品，得到目标页面样本物品的属性信息，以及给目标页面样本物品添加标签信息。其中，标签信息可以用于表征样本物品是否被样本用户获取。之后，根据样本用户在不同展示页面的历史浏览行为数据，可以按照浏览时间的先后顺序，生成样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列。其中，样本物品信息序列中的样本物品信息，可以包括被浏览的时间点和样本物品的标识。可选地，在目标展示页面的历史行为数据数据量充足的情况下，上述样本物品信息序列也可以为目标页面样本物品信息序列。

需要说明的是，为了保证数据的多样性，提升模型的准确度，这里的目标页面样本物品可以包括正样本物品和负样本物品。其中，正样本物品表征被用户获取的物品。而负样本物品表征没有被用户获取的物品。正负样本物品的比例可以根据实际情况进行设置。为了进一步提升模型的准确度，这里的第二样本数据可以进一步分为训练样本数据和测试样本数据。上述样本输入数据和对应的目标页面样本物品的标签信息，可以属于训练样本数据。

另外，本实施例中的第二样本数据与图 1 实施例中的第一样本数据，可以为同一样本用户的数据。并且可以同时采集得到。这样可以提高数据的采集效率。此外，两种样本数据中的设定时间段通常可以为同一时间段，也可以为不同的时间段。

步骤 402，将预测结果与第二样本数据中，目标页面样本物品的标签信息进行分析。

在一些实施例中，执行主体可以将步骤 401 的预测结果，与第二样本数据中目标页面样本物品的标签信息进行分析。这里的标签信息

可以用于表征物品是否被用户获取，其可以为概率值，也可以为“是”或“否”的文字信息。作为示例，执行主体可以确定两者是否相同或相近。

步骤 403，根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成。

在一些实施例中，执行主体可以根据步骤 402 的分析结果，来确定第二初始模型是否训练完成。例如，若两者相同或相近，说明训练完成。若两者不同或差距较大，如两个概率值的差值大于某值，说明未训练完成。此时，执行主体可以调整第二初始模型中的相关参数。从而基于调整后的参数进行训练。即重复上述步骤，对调整后的第二初始模型继续训练，直至训练完成。

步骤 404，将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。

在一些实施例中，若确定训练完成，执行主体可以将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。也就是说，得到了在目标展示页面这种场景下的转化率预估模型。此时，可以利用该转化率预估模型，来确定在目标展示页面中，所要显示的物品信息和/或显示顺序等等。

作为示例，可以将目标用户的属性信息、多个候选物品的属性信息、目标用户浏览过的历史物品信息序列输入到转化率预估模型，从而可以得到目标用户是否获取各候选物品的预测结果。此时，根据预测结果，可以确定各候选物品的信息显示顺序及显示。例如，执行主体可以按照概率值由高到低的顺序，在页面中显示各候选物品的信息。又例如，执行主体可以将信息显示顺序发送给前端，从而控制其按序显示各候选物品的信息。

可以理解的是，为了解决背景技术中所描述的偏差，现有方法中通常是将不同场景的数据划分开。对于某个场景，只利用该场景下的数据单独训练一个模型。这种方式在一定程度上能缓解偏差问题。但不同场景的流量不同，数据量也不尽相同。例如，电商应用主页中的搜索数据量往往是店铺页面中的搜索数据量的几十至几百倍，这就导

致了在单独为店铺页面搜索场景训练CVR模型时，存在数据量较小，模型训练不充分的情况。进而影响模型预估的准确度。

而本公开的一些实施例提供的转化率预估模型的生成方法，提出了一种自监督学习算法的转化率预估模型。该模型能够在CVR预估模型的训练过程中，在不产生偏差的情况下，解决多场景CVR建模中，小流量场景数据量不足的问题，从而提升整体的CVR预估准确度。也就是说，该方法将多场景的数据集中使用，进行预训练。预训练的过程中，避免了在集中使用多场景数据时，使用购买标签而带来的偏差问题。对于数据量不足的场景，可以通过预训练，保证其在样本量较小的情况下，也得到充分的训练。对于数据量充足的场景，可以通过预训练进一步提升模型特征提取的能力，从而进一步提升准确率。

参考图6，作为对上述图4所示方法的实现，本公开提供了一种转化率预估模型的生成装置的一些实施例，这些装置实施例与图4所示的那些方法实施例相对应，该装置具体可以应用于各种电子设备中。

如图6所示，一些实施例的生成装置600可以包括：输入单元601，被配置成将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，第二初始模型是基于图1实施例中任一实现方式所描述的生成方法而生成的；分析单元602，被配置成将预测结果与第二样本数据中，目标页面样本物品的标签信息进行分析，其中，标签信息用于表征物品是否被用户获取；参数调整单元603，被配置成根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；生成单元604，被配置成将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。

在一些实施例中，该装置600还可以包括初始模型生成单元（图中未示出），被配置成将自监督学习模型的模型参数，确定为模型的初始化参数，其中，自监督学习模型采用图1实施例中任一实现方式所描述的生成方法生成；将模型的输出层调整为输出用户获取物品的概

率，将调整后的模型作为第二初始模型。

在一些实施例中，该装置 600 还包括数据采集单元（图中未示出），被配置成获取用户在目标展示页面的历史行为数据；将用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息；根据历史行为数据中的物品获取数据，从用户浏览过的各物品信息所指示的物品中，选取物品作为目标页面样本物品，得到目标页面样本物品的属性信息，以及给目标页面样本物品添加标签信息，其中，目标页面样本物品包括正样本物品和负样本物品；根据样本用户在不同展示页面的历史浏览行为数据，按照浏览时间的先后顺序，生成样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，其中，样本物品信息序列中的样本物品信息包括被浏览的时间点和样本物品的标识。

在一些实施例中，该装置 600 还包括显示单元（图中未示出），被配置成将目标用户的属性信息、多个候选物品的属性信息、目标用户浏览过的历史物品信息序列输入转化率预估模型，得到目标用户是否获取各候选物品的预测结果；根据预测结果，确定各候选物品的信息显示顺序及显示。

可以理解的是，该装置 600 中记载的诸单元与参考图 4 描述的方法中的各个步骤相对应。由此，上文针对方法描述的操作、特征以及产生的有益效果同样适用于装置 600 及其中包含的单元，在此不再赘述。

下面参考图 7，其示出了适于用来实现本公开的一些实施例的电子设备（例如服务器）700 的结构示意图。图 7 示出的电子设备仅仅是一个示例，不应对本公开的实施例的功能和使用范围带来任何限制。

如图 7 所示，电子设备 700 可以包括处理装置（例如中央处理器、图形处理器等）701，其可以根据存储在只读存储器（ROM）702 中的程序或者从存储装置 708 加载到随机访问存储器（RAM）703 中的程序而执行各种适当的动作和处理。在 RAM 703 中，还存储有电子设备 700 操作所需的各种程序和数据。处理装置 701、ROM 702 以及 RAM 703 通过总线 704 彼此相连。输入/输出（I/O）接口 705 也连接至总线 704。

通常，以下装置可以连接至 I/O 接口 705：包括例如触摸屏、触摸板、键盘、鼠标、摄像头、麦克风、加速度计、陀螺仪等的输入装置 706；包括例如扬声器、振动器等的输出装置 707；包括例如磁带、硬盘等的存储装置 708；以及通信装置 709。通信装置 709 可以允许电子设备 700 与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图 7 示出了具有各种装置的电子设备 700，但是应理解的是，并不要求实施或具备所有示出的装置。可以替代地实施或具备更多或更少的装置。图 7 中示出的每个方框可以代表一个装置，也可以根据需要代表多个装置。

特别地，根据本公开的一些实施例，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，本公开的一些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程序代码。在这样的一些实施例中，该计算机程序可以通过通信装置 709 从网络上被下载和安装，或者从存储装置 708 被安装，或者从 ROM 702 被安装。在该计算机程序被处理装置 701 执行时，执行本公开的一些实施例的方法中限定的上述功能。

需要说明的是，本公开的一些实施例中记载的计算机可读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：具有至少一个导线的电连接、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。在本公开的一些实施例中，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。而在本公开的一些实施例中，计算机可读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程序

代码。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介质，该计算机可读信号介质可以发送、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。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：电线、光缆、RF（射频）等等，或者上述的任意合适的组合。

上述计算机可读介质可以是上述电子设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该电子设备中。上述计算机可读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该电子设备执行时，使得该电子设备：将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、样本用户在目标时刻之前浏览的目标时段样本物品信息序列；确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，目标样本物品信息为第一样本数据中，样本用户在目标时刻浏览的样本物品信息；根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

或者，将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，样本输入数据包括样本用户的属性信息、样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，第二初始模型是基于图 1 实施例中任一实现方式所描述的生成方法而生成的；将预测结果与第二样本数据中，目标页面样本物品的标签信息进行分析，其中，标签信息用于表征物品是否被用户获取；根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型。

此外，可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行

本公开的一些实施例的操作的计算机程序代码，程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如 Java、Smalltalk、C++，还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网（LAN）或广域网（WAN）——连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。

附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、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、程序段、或代码的一部分，该模块、程序段、或代码的一部分包含至少一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，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/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指令的组合来实现。

描述于本公开的一些实施例中的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。所描述的单元也可以设置在处理器中，例如，可以描述为：一种处理器包括输入单元、损失值确定单元（或分析单元）、参数调整单元和生成单元。其中，这些单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定，例如，输入单元还可以被描述为“将样本数据中的样本输入数据输入初始模型的单元”。

本文中以上描述的功能可以至少部分地由至少一个硬件逻辑部件来执行。例如，非限制性地，可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括：现场可编程门阵列（FPGA）、专用集成电路（ASIC）、专用标准产品（ASSP）、片上系统（SOC）、复杂可编程逻辑设备（CPLD）等

等。

本公开的一些实施例还提供一种计算机程序产品，包括计算机程序，计算机程序在被处理器执行时，实现上述的任一种自监督学习模型的生成方法，或转化率预估模型的生成方法。

以上描述仅为本公开的一些较佳实施例以及对所运用技术原理的说明。本领域技术人员应当理解，本公开的实施例中所涉及的发明范围，并不限于上述技术特征的特定组合而成的技术方案，同时也应涵盖在不脱离上述发明构思的情况下，由上述技术特征或其等同特征进行任意组合而形成的其它技术方案。例如上述特征与本公开的实施例中公开的（但不限于）具有类似功能的技术特征进行互相替换而形成的技术方案。

权 利 要 求 书

1、一种自监督学习模型的生成方法，包括：

将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，所述样本输入数据包括样本用户的属性信息、所述样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、所述样本用户在所述目标时刻之前浏览的目标时段样本物品信息序列；

确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，所述目标样本物品信息为所述第一样本数据中，所述样本用户在所述目标时刻浏览的样本物品信息；

根据所述损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；

将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述第一初始模型包括：

输入层，用于接收所述样本输入数据，以及发送给嵌入层；

嵌入层，用于将所述样本输入数据中的离散数据转换为向量，得到样本用户的属性信息向量、样本物品的属性信息向量和目标时段样本物品信息序列向量；

转换层，用于对所述目标时段样本物品信息序列向量进行特征提取，得到所述目标时段样本物品信息序列的特征向量；以及

拼接层，用于对所述目标时段样本物品信息序列的特征向量、所述样本用户的属性信息向量、所述样本物品的属性信息向量进行拼接，得到拼接特征；

全连接层，用于对所述拼接特征进行分析处理，得到预测结果；

输出层，用于输出所述预测结果。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述转换层采用自注意力网络。

4、根据权利要求 1-3 之一所述的方法，其中，所述第一样本数据通过以下采集方法得到：

获取用户在不同展示页面的历史行为数据；

将所述用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息；

将所述用户浏览过的各物品信息所指示的物品确定为样本物品，得到样本物品的属性信息；

根据浏览时间的先后顺序，生成所述样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，其中，所述样本物品信息序列中的样本物品信息包括被浏览的时间点和样本物品的标识。

5、一种自监督学习模型的生成装置，包括：

输入单元，被配置成将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息，其中，所述样本输入数据包括样本用户的属性信息、所述样本用户浏览过的各样本物品的属性信息、所述样本用户在所述目标时间之前浏览的目标时段样本物品信息序列；

损失值确定单元，被配置成确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值，其中，所述目标样本物品信息为所述第一样本数据中，所述样本用户在所述目标时刻浏览的样本物品信息；

参数调整单元，被配置成根据所述损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；

生成单元，被配置成将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型。

6、一种转化率预估模型的生成方法，包括：

将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，所述样本输入数据包括所述样本用户的属性信息、所述样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、所述样本用户在设定时间段

内浏览的样本物品信息序列,所述第二初始模型是基于如权利要求 1-4 之一所述的生成方法而生成的;

将所述预测结果与所述第二样本数据中，所述目标页面样本物品的标签信息进行分析，其中，所述标签信息用于表征物品是否被用户获取;

根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成;

将训练完成的第二初始模型，确定为与所述目标展示页面对应的转化率预估模型。

7、根据权利要求 6 所述的方法，其中，所述第二初始模型是基于如权利要求 1-4 之一所述的生成方法而生成的，包括:

将自监督学习模型的模型参数，确定为模型的初始化参数，其中，所述自监督学习模型采用如权利要求 1-4 之一所述的生成方法生成;

将模型的输出层调整为输出用户获取物品的概率，将调整后的模型作为第二初始模型。

8、根据权利要求 6 或 7 所述的方法，其中，所述第二样本数据通过以下采集方法得到:

获取用户在目标展示页面的历史行为数据;

将所述用户确定为样本用户，得到样本用户的属性信息;

根据所述历史行为数据中的物品获取数据，从所述用户浏览过的各物品信息所指示的物品中，选取物品作为目标页面样本物品，得到目标页面样本物品的属性信息，以及给目标页面样本物品添加标签信息，其中，所述目标页面样本物品包括正样本物品和负样本物品;

根据所述样本用户在不同展示页面的历史浏览行为数据，按照浏览时间的先后顺序，生成所述样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，其中，所述样本物品信息序列中的样本物品信息包括被浏览的时间点和样本物品的标识。

9、根据权利要求 6-8 之一所述的方法，所述方法还包括：

将目标用户的属性信息、多个候选物品的属性信息、所述目标用户浏览过的历史物品信息序列输入所述转化率预估模型，得到所述目标用户是否获取各候选物品的预测结果；

根据预测结果，确定各候选物品的信息显示顺序及显示。

10、一种转化率预估模型的生成装置，包括：

输入单元，被配置成将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果，其中，所述样本输入数据包括所述样本用户的属性信息、所述样本用户在目标展示页面中浏览过的各目标页面样本物品的属性信息、所述样本用户在设定时间段内浏览的样本物品信息序列，所述第二初始模型是基于如权利要求 1-4 之一所述的生成方法而生成的；

分析单元，被配置成将所述预测结果与所述第二样本数据中，所述目标页面样本物品的标签信息进行分析，其中，所述标签信息用于表征物品是否被用户获取；

参数调整单元，被配置成根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成；

生成单元，被配置成将训练完成的第二初始模型，确定为与所述目标展示页面对应的转化率预估模型。

11、一种电子设备，包括：

至少一个处理器；

存储装置，其上存储有至少一个程序，

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行，使得所述至少一个处理器实现如权利要求 1-4、6-9 中任一所述的方法。

12、一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其中，所述程序被处理器执行时实现如权利要求 1-4、6-9 中任一所述的方法。

13、一种计算机程序产品，包括计算机程序，所述计算机程序在被处理器执行时实现根据权利要求 1-4、6-9 中任一项所述的方法。

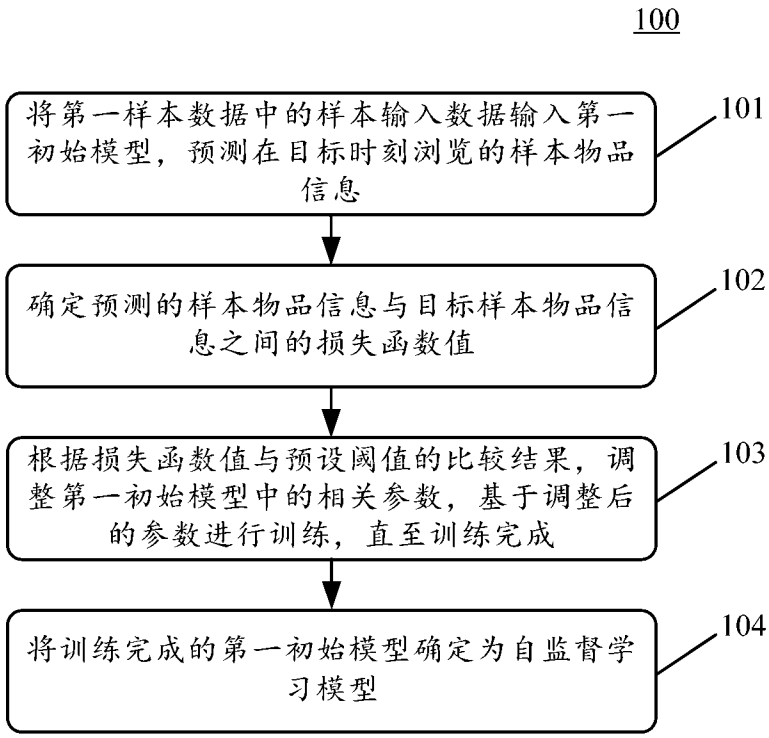

100
将第一样本数据中的样本输入数据输入第一初始模型，预测在目标时刻浏览的样本物品信息
101
确定预测的样本物品信息与目标样本物品信息之间的损失函数值
102
根据损失函数值与预设阈值的比较结果，调整第一初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成
103
将训练完成的第一初始模型确定为自监督学习模型
104

图 1

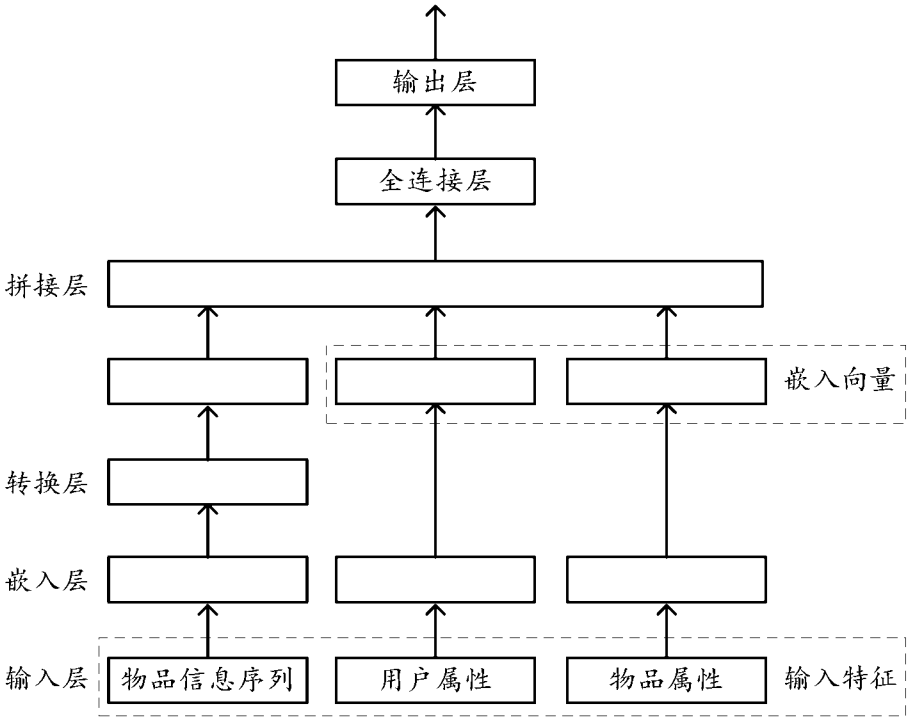

输出层
全连接层
拼接层
嵌入向量
转换层
嵌入层
输入层
物品信息序列
用户属性
物品属性
输入特征

图 2


自监督学习模型的生成装置300
输入单元301
损失值确定单元302
参数调整单元303
生成单元304

图 3

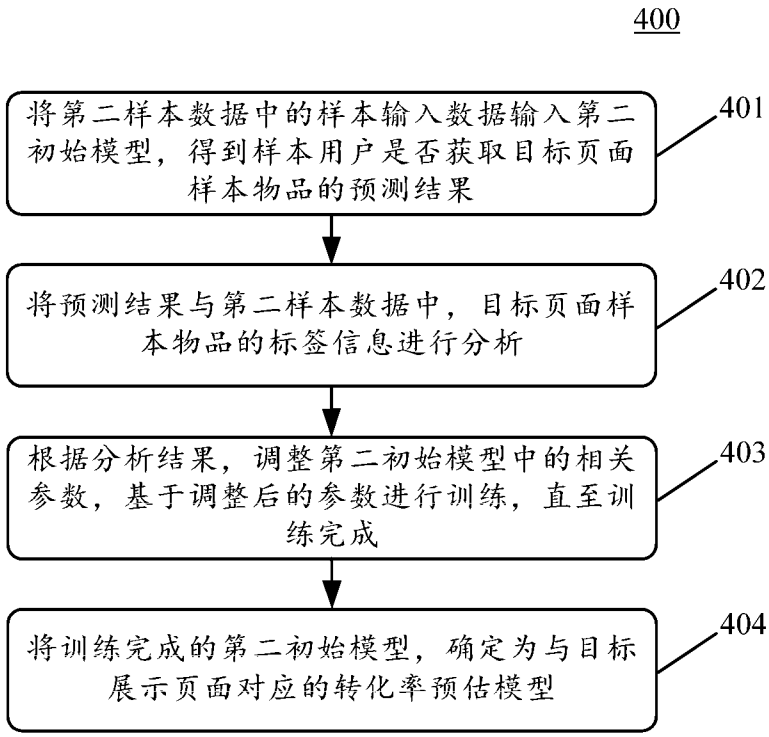

400
将第二样本数据中的样本输入数据输入第二初始模型，得到样本用户是否获取目标页面样本物品的预测结果
401
将预测结果与第二样本数据中，目标页面样本物品的标签信息进行分析
402
根据分析结果，调整第二初始模型中的相关参数，基于调整后的参数进行训练，直至训练完成
403
将训练完成的第二初始模型，确定为与目标展示页面对应的转化率预估模型
404

图 4

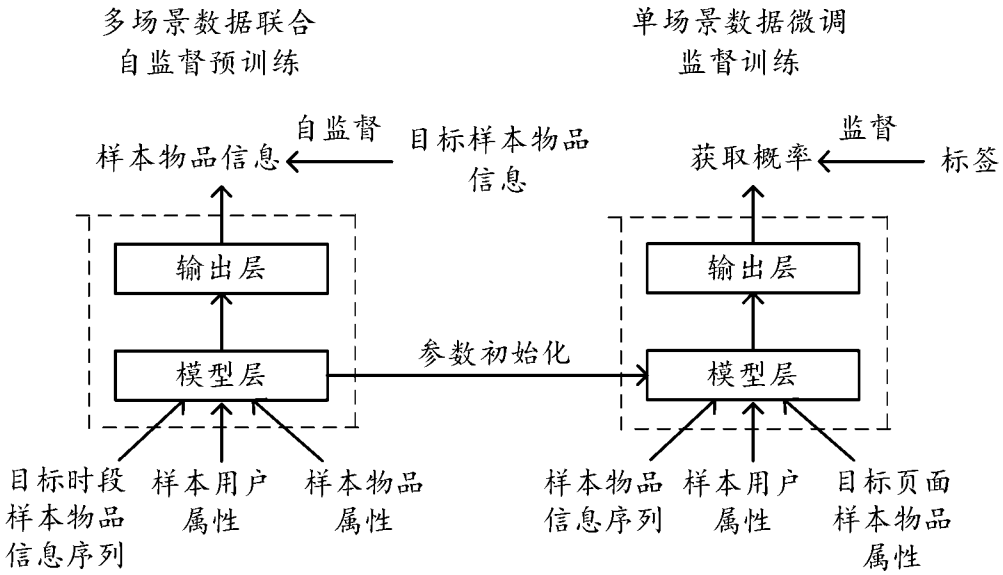

多场景数据联合
自监督预训练
单场景数据微调
监督训练
自监督
样本物品信息
目标样本物品信息
监督
获取概率
标签
输出层
模型层
参数初始化
输出层
模型层
目标时段样本物品信息序列
样本用户属性
样本物品属性
样本物品信息序列
样本用户属性
目标页面样本物品属性

图 5


转化率预估模型的生成装置600
输入单元601
分析单元602
参数调整单元603
生成单元604

图 6

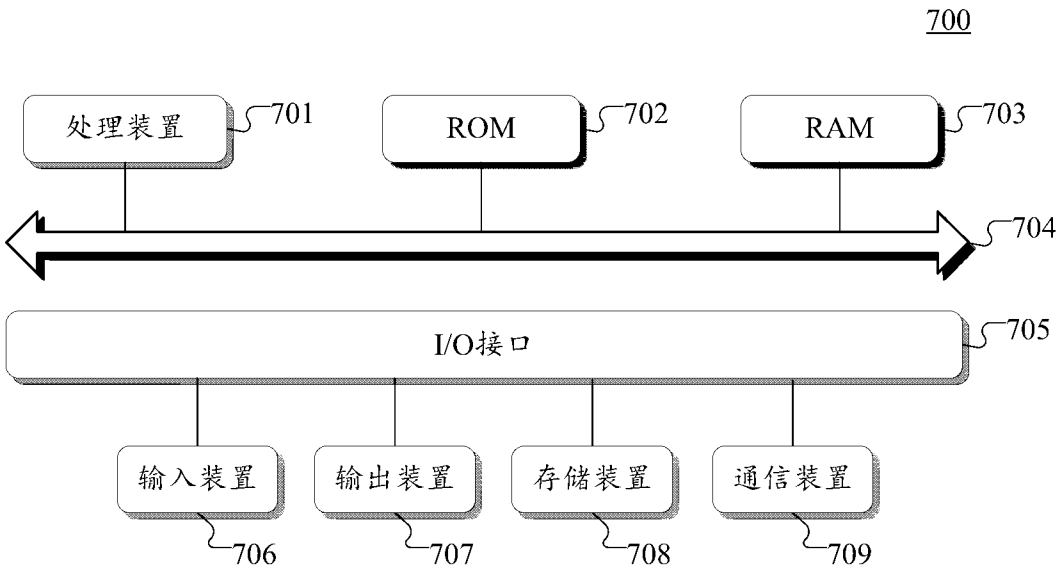

700
处理装置
701
ROM
702
RAM
703
704
I/O接口
705
输入装置
706
输出装置
707
存储装置
708
通信装置
709

图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2023/087290

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06Q 30/06(2023.01)i; G06Q 40/04(2012.01)i; G06N 3/0895(2023.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC: G06Q, G06N

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

VEN, CNTXT, ENTXT, IEEE, CNKI, 百度 BAIDU: 自监督, 属性, 历史, 序列, 浏览, 点击, 预测, 损失函数, 正样本, 负样本, 转化率, CVR, self-supervised learning, attribute, history, sequence, browse, click, predict, loss function, positive, negative

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 113393299 A (INDUSTRIAL AND COMMERCIAL BANK OF CHINA CO., LTD.) 14 September 2021 (2021-09-14) description, paragraphs [0028]-[0140]	1-13
A	CN 112288146 A (BEIJING WODONG TIANJUN INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 29 January 2021 (2021-01-29) entire document	1-13
A	CN 114896515 A (HARBIN ENGINEERING UNIVERSITY) 12 August 2022 (2022-08-12) entire document	1-13
A	US 2021027178 A1 (RICOH CO., LTD.) 28 January 2021 (2021-01-28) entire document	1-13

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:
"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
"D" document cited by the applicant in the international application
"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date
"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed
"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
15 June 2023	**21 June 2023**

Name and mailing address of the ISA/CN	Authorized officer
China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) **China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088**	Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2023/087290

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 113393299 A	14 September 2021	None	
CN 112288146 A	29 January 2021	None	
CN 114896515 A	12 August 2022	None	
US 2021027178 A1	28 January 2021	CN 112307214 A	02 February 2021

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2023/087290

A. 主题的分类

G06Q 30/06(2023.01)i; G06Q 40/04(2012.01)i; G06N 3/0895(2023.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

IPC: G06Q, G06N

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称，和使用的检索词（如使用））

VEN, CNTXT, ENTXT, IEEE, CNKI, 百度: 自监督, 属性, 历史, 序列, 浏览, 点击, 预测, 损失函数,正样本, 负样本, 转化率, CVR, self-supervised learning, attribute, history, sequence, browse, click, predict, loss function, positive, negative

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
X	CN 113393299 A (中国工商银行股份有限公司) 2021年9月14日 (2021-09-14) 说明书第[0028]-[0140]段	1-13
A	CN 112288146 A (北京沃东天骏信息技术有限公司) 2021年1月29日 (2021-01-29) 全文	1-13
A	CN 114896515 A (哈尔滨工程大学) 2022年8月12日 (2022-08-12) 全文	1-13
A	US 2021027178 A1 (RICOH COMPANY., LTD.) 2021年1月28日 (2021-01-28) 全文	1-13

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。

☑ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型：

"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

"D" 申请人在国际申请中引证的文件

"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件，或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件（如具体说明的）

"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

"T" 在申请日或优先权日之后公布，与申请不相抵触，但为了理解发明之理论或原理的在后文件

"X" 特别相关的文件，单独考虑该文件，认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

"Y" 特别相关的文件，当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时，要求保护的发明不具有创造性

"&" 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期
2023年6月15日	2023年6月21日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088	受权官员 李易玮 电话号码 (+86) 010-53961395

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2023/087290

检索报告引用的专利文件	公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN 113393299 A	2021年9月14日	无	
CN 112288146 A	2021年1月29日	无	
CN 114896515 A	2022年8月12日	无	
US 2021027178 A1	2021年1月28日	CN 112307214 A	2021年2月2日