

(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
2020 年 3 月 5 日 (05.03.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/044098 A2

(51) 国际专利分类号:
G06F 17/16 (2006.01) **G06N 20/00** (2019.01)
G06F 16/00 (2019.01)

(21) 国际申请号: PCT/IB2018/057166

(22) 国际申请日: 2018 年 9 月 18 日 (18.09.2018)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201811004222.5 2018年8月30日 (30.08.2018) CN

(71) 申请人: 优视科技新加坡有限公司 (UCWEB SINGAPORE PTE.LTD.) [SG/SG]; 新加坡新加坡海洋金融中心 #10-01 哥烈码头 10 号, Singapore 049315 (SG)。

(72) 发明人: 马泽锋 (MA, Zefeng); 中国北京市北京海淀区成府路 28 号优盛大厦 A 座十二层, Beijing 100083 (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, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, 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, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, 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, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,

(54) Title: METHOD AND APPARATUS FOR SORTING IN INFORMATION STREAM, AND DEVICE/TERMINAL/SERVER

(54) 发明名称: 一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器

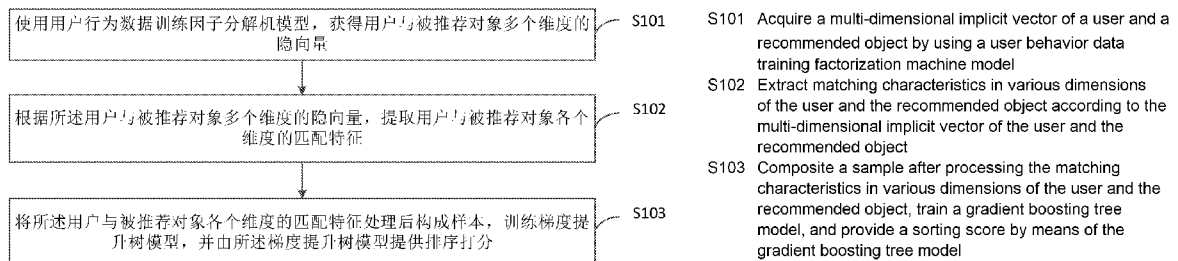


图 1

(57) Abstract: Provided by embodiments of the present application are a method and apparatus for sorting in an information stream, and a device/terminal/server, the method comprising: acquiring a multi-dimensional implicit vector of a user and a recommended object by using a user behavior data training factorization machine model; extracting matching characteristics in various dimensions of the user and the recommended object according to the multi-dimensional implicit vector of the user and the recommended object; compositing a sample after processing the matching characteristics in various dimensions of the user and the recommended object, training a gradient boosting tree model, and providing a sorting score by means of the gradient boosting tree model. The embodiments of the present application optimize an information stream sorting model by using a factorization machine and a gradient boosting tree model in combination to sort recommended objects in an information stream such that the recommended objects better satisfy the points of interest of a user, thereby improving user experience.

(57) 摘要: 本申请实施例提供了一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器, 所述方法包括: 使用用户行为数据训练因子分解机模型, 获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量; 根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量, 提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征; 将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本, 训练梯度提升树模型, 并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机和梯度提升树模型结合进行信息流中被推荐对象的排序, 优化了信息流排序模型, 令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点, 改善用户体验。

CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, 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:

- 不包括国际检索报告，在收到该报告后将重新公布(细则48.2(g))。
- 黑白；提交的国际申请包含彩色或灰度，并且可通过PATENTSCOPE下载

一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器

5 申请要求在 2018 年 08 月 30 日提交中国专利局、申请号为 201811004222.5、发明名称为“一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

10 本申请涉及互联网技术领域，尤其涉及一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器。

背景技术

随着互联网技术的发展，信息流成为用户日常生活娱乐的主要方式，通过排序算法提供用户感兴趣的信息（文章/视频等）成为各信息流应用程序吸引用户的重要手段。如何向用户推荐符合其兴趣的对象，通常通过算法模型的计算来实现。

但是通常算法模型在信息流推荐的排序过程中无法准确表述信息流对象和用户兴趣之间的关系，造成无法向用户推荐其实际感兴趣的信息，从而影响用户的使用感受。

20 因此，如何更佳的实现信息流中的排序成为现有技术中亟待解决的技术问题。

发明内容

本申请实施例提供了一种信息流中的排序方法、装置和设备/终端/服务器，全部或者部分解决现有技术中存在的问题。

25 根据本申请实施例的一个方面，提供了一种信息流中的排序方法，所述方法包括：使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

30

根据本申请实施例的另一个方面，还提供了一种信息流中的排序装置，所述装置包括：向量获得模块，设置用于使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；特征提取模块，设置用于根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；模型训练模块，设置用于将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分

根据本申请实施例的又一个方面，还提供了一种设备/终端/服务器，包括：一个或多个处理器；存储装置，用于存储一个或多个程序，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如上所述的信息流中的排序方法对应的操作。

根据本申请实施例的又一个方面，还提供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上所述的信息流中的排序方法对应的操作。

根据本申请实施例提供的技术方案，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

附图说明

图 1 是根据本申请实施例一的一种信息流中的排序方法的步骤流程图；

图 2 是根据本申请实施例三的一种信息流中的排序装置的结构框图；

图 3 是根据本申请实施例五的一种设备/终端/服务器的结构框图。

具体实施方式

下面结合附图(若干附图中相同的标号表示相同的元素)和实施例，对本申请实施例的具体实施方式作进一步详细说明。以下实施例用于说明本申请，但不用来限制本申请的范围。

本领域技术人员可以理解，本申请实施例中的“第一”、“第二”等术语仅用于区别不同步骤、设备或模块等，既不代表任何特定技术含义，也不表示它们之间的必然逻辑顺序。

5 实施例一

参照图 1，示出了根据本申请实施例一的一种信息流中的排序方法的步骤流程图。

值得说明的是，本申请所述步骤 S101 至 S103 并不代表其执行的先后顺序。

10 本实施例的信息流中的排序方法包括以下步骤：

步骤 S101：使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。

因子分解机模型（FM，Factorization Machines）是对传统逻辑回归模型（LR）在处理高阶交互特征问题上的优化和改进。逻辑回归模型（LR）通过特征交叉的方式，将组合后的特征作为新特征加入到模型中，模型复杂度为 $O(N^2)$ （ N 为交互特征的数量），记忆性较强而泛化性偏弱。FM 通过将特征表征为隐向量，通过隐向量的相似度（内积）来表示特征关联这种方式来巧妙地提升模型的泛化能力。FM 模型的复杂度为 $O(N*k)$ （ k 为隐向量维度超参）。

20 FM 本质上是一个线性模型，不同项之间以线性组合的方式影响模型的输出。引入非线性的模型来优化 FM 模型，梯度提升树算法（GBM）作为树模型可以优化 FM 非线性模型。

本申请实施例获得用户行为数据，并利用所述用户行为数据来训练 FM 模型，从而根据所述用户行为数据得到用户与被推荐对象多个维度的隐向量。

25 从模型结构看，FM 模型可以认为是能够更加紧密刻画这种匹配度的神经网络结构。本申请实施例利用 FM 模型分解用户行为数据（即，用户对被推荐对象的点击和展现数据），得到用户和信息流中被推荐对象各个维度的隐向量。进而可以通过这些隐向量计算用户和信息流对象的匹配度。

30 步骤 S102：根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用

户与被推荐对象各个维度的匹配特征。

在本申请一具体实现中，本申请实施例所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征包括：

5 信息流中被推荐对象侧特征和信息流中被推荐对象与用户相关性特征。

所述信息流中被推荐对象侧特征，即信息流中被推荐对象侧信号，这类特征从各个维度刻画了信息流中被推荐对象的特性：热度、消费时长、质量等。这类特征有助于筛选精品内容，提升推荐的质量基准。

10 所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征用于刻画用户和信息流中被推荐对象的关联度，所述关联度可以通过用户的点击被推荐对象的动作进行刻画，也可以通过用户播放被推荐对象的时长刻画，从而提升推荐的个性化。

所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征采用信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量进行匹配度计算获得。

15 具体地，将用户和信息流中被推荐对象各个维度的结构化信息嵌入到一个低维隐向量，计算用户和信息流中被推荐对象的匹配度。

本申请实施例是通过 FM 模型，将所有用户与被推荐对象特征都分成在同一个空间内的隐向量，因而所有的向量都是可比的。不仅用户与信息流中被推荐对象各个维度的匹配度，甚至用户之间、信息流中被推荐对象之间，都可以通过简单的向量运算得到匹配度。

在本申请另一具体实现中，所述信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量采用版本对齐机制令所述其能够对齐。

由于 FM 需要例行训练，用户隐向量灌库和信息流中被推荐对象隐向量加载之间存在时间差，而不同版本模型的隐向量之间是不可比的。

25 具体地，由于例行训练的时间窗口通常为 4~6 个小时，保留两个版本的数据是足以保证绝大部分隐向量能够对齐。所述版本对齐机制将所有隐向量都会保留最近两个版本的数据。在 FM 在线计算模块中，实现版本对齐的逻辑，用对齐后最新版本的隐向量计算匹配度。此外，在更加高频的模型训练中，可以增加版本的数量来确保模型对齐。

30 步骤 S103：将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

梯度提升树模型（GBM），全称为 Gradient Boosting Machine，是 Boosting 算法的一种。GBM 主要思想是基于之前建立的基学习器的损失函数的梯度下降方向来建立下一个新的基学习器，目的就是希望通过集成这些基学习器使得模型总体的损失函数不断下降，模型不断改进。

5 本申请将 FM 模型结合 GBM 模型，通过 GBM 进行点击率预估。FM 模型结合 GBM 模型是树模型，能够处理信号与目标间高度非线性的复杂关系，也具备更好的可解释性。

10 由此可知，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

15 本实施例的信息流中的排序方法可以由任意适当的具有信息流中的排序能力的设备执行，包括但不限于：各种设备终端或者服务端，包括但不限于 PC 机、平板电脑、移动终端等。

20 实施例二

 本实施例包括上述步骤 S101 至步骤 S103。所述步骤 S102 还包括：对提取的所述特征进行归一化处理。

 由于本申请实施例提取的特征如未经过归一化处理，则不同用户间的特征进行打分会造成差异显著，令 FM 模型获得的特征利用 GBM 模型
25 训练过程很难收敛。

 因此本申请实施例将提取的所述特征经归一化后返回给分发服务器，由分发服务器回流至日志服务器落盘。点击日志也同时经由日志服务器落盘。经过所述版本对齐机制进行对齐，经清洗、过滤和反作弊处理后，提取回流特征用于模型训练。

30 由此可知，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对

象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

本实施例的信息流中的排序方法可以由任意适当的具有信息流中的排序能力的设备执行，包括但不限于：各种设备终端或者服务端，包括但不限于 PC 机、平板电脑、移动终端等。

实施例三

参照图 2，示出了根据本申请实施例三的一种信息流中的排序装置的结构框图。

本实施例的信息流中的排序装置包括：

向量获得模块 201，设置用于使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。

特征提取模块 202，设置用于根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征。

模型训练模块 203，设置用于将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

因子分解机模型（FM，Factorization Machines）是对传统逻辑回归模型（LR）在处理高阶交互特征问题上的优化和改进。逻辑回归模型（LR）通过特征交叉的方式，将组合后的特征作为新特征加入到模型中，模型复杂度为 $O(N^2)$ （ N 为交互特征的数量），记忆性较强而泛化性偏弱。FM 通过将特征表征为隐向量，通过隐向量的相似度（内积）来表示特征关联这种方式来巧妙地提升模型的泛化能力。FM 模型的复杂度为 $O(N*k)$ （ k 为隐向量维度超参）。

FM 本质上是一个线性模型，不同项之间以线性组合的方式影响模型的输出。引入非线性的模型来优化 FM 模型，梯度提升树算法（GBM）作为树模型可以优化 FM 非线性模型。

本申请实施例获得用户行为数据，并利用所述用户行为数据来训练 FM 模型，从而根据所述用户行为数据得到用户与被推荐对象多个维度的隐向量。

从模型结构看，FM 模型可以认为是能够更加紧密刻画这种匹配度的神经网络结构。本申请实施例利用 FM 模型分解用户行为数据（即，用户对被推荐对象的点击和展现数据），得到用户和信息流中被推荐对象各个维度的隐向量。进而可以通过这些隐向量计算用户和信息流对象的匹配度。

在本申请一具体实现中，本申请实施例所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征包括：

信息流中被推荐对象侧特征和信息流中被推荐对象与用户相关性特征。

所述信息流中被推荐对象侧特征，即信息流中被推荐对象侧信号，这类特征从各个维度刻画了信息流中被推荐对象的特性：热度、消费时长、质量等。这类特征有助于筛选精品内容，提升推荐的质量基准。

所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征用于刻画用户和信息流中被推荐对象的关联度，所述关联度可以通过用户的点击被推荐对象的动作进行刻画，也可以通过用户播放被推荐对象的时长刻画，从而提升推荐的个性化。

所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征采用信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量进行匹配度计算获得。

具体地，将用户和信息流中被推荐对象各个维度的结构化信息嵌入到一个低维隐向量，计算用户和信息流中被推荐对象的匹配度。

本申请实施例是通过 FM 模型，将所有用户与被推荐对象特征都分成在同一个空间内的隐向量，因而所有的向量都是可比的。不仅用户与信息流中被推荐对象各个维度的匹配度，甚至用户之间、信息流中被推荐对象之间，都可以通过简单的向量运算得到匹配度。

在本申请另一具体实现中，所述信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量采用版本对齐机制令所述其能够对齐。

由于 FM 需要例行训练，用户隐向量灌库和信息流中被推荐对象隐向量加载之间存在时间差，而不同版本模型的隐向量之间是不可比的。

具体地，由于例行训练的时间窗口通常为 4~6 个小时，保留两个版本的数据是足以保证绝大部分隐向量能够对齐。所述版本对齐机制将所有隐向量都会保留最近两个版本的数据。在 FM 在线计算模块中，实现版本对齐的逻辑，用对齐后最新版本的隐向量计算匹配度。此外，在更加高频的模型训练中，可以增加版本的数量来确保模型对齐。

梯度提升树模型（GBM），全称为 Gradient Boosting Machine，是 Boosting 算法的一种。GBM 主要思想是基于之前建立的基学习器的损失函数的梯度下降方向来建立下一个新的基学习器，目的就是希望通过集成这些基学习器使得模型总体的损失函数不断下降，模型不断改进。

本申请将 FM 模型结合 GBM 模型，通过 GBM 进行点击率预估。FM 模型结合 GBM 模型是树模型，能够处理信号与目标间高度非线性的复杂关系，也具备更好的可解释性。

由此可知，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

本实施例的信息流中的排序方法可以由任意适当的具有信息流中的排序能力的设备执行，包括但不限于：各种设备终端或者服务端，包括但不限于 PC 机、平板电脑、移动终端等。

实施例四

本实施例包括上述向量获得模块、特征提取模块、模型训练模块。所述特征提取模块还包括：

对提取的所述特征进行归一化处理。

由于本申请实施例提取的特征如未经过归一化处理，则不同用户间的特征进行打分会造成差异显著，令 FM 模型获得的特征利用 GBM 模型训练过程很难收敛。

因此本申请实施例将提取的所述特正经归一化后返回给分发服务器，由分发服务器回流至日志服务器落盘。点击日志也同时经由日志服务器落盘。经过所述版本对齐机制进行对齐，经清洗、过滤和反作弊处理后，提取回流特征用于模型训练。

5 由此可知，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采
10 用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

 本实施例的信息流中的排序方法可以由任意适当的具有信息流中的排序能力的设备执行，包括但不限于：各种设备终端或者服务端，包括
15 但不限于 PC 机、平板电脑、移动终端等。

实施例五

 参照图 3，示出了根据本申请实施例五的一种设备/终端/服务器的结构框图，本申请具体实施例并不对设备/终端/服务器的具体实现做限定。

20 如图 3 所示，该设备/终端/服务器可以包括：一个或者多个处理器 (processor)302、存储装置(memory)304。

 其中：

 处理器 302，用于执行程序 306，具体可以执行上述信息流中的排序方法实施例中的相关步骤。

25 具体地，程序 306 可以包括程序代码，该程序代码包括计算机操作指令。

 处理器 302 可能是中央处理器 CPU，或者是特定集成电路 ASIC (Application Specific Integrated Circuit)，或者是被配置成实施本申请实施例的一个或多个集成电路。设备/终端/服务器包括的一个或多个处理
30 器，可以是同一类型的处理器，如一个或多个 CPU；也可以是不同类型的处理器，如一个或多个 CPU 以及一个或多个 ASIC。

存储装置 304，用于存放一个或多个程序 306。存储装置 304 可能包含高速 RAM 存储器，也可能还包括非易失性存储器（non-volatile memory），例如至少一个磁盘存储器。

程序 306 具体可以用于使得处理器 302 执行以下操作：使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

在一种可选的实施方式中，程序 306 还用于将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征进行归一化处理。

在一种可选的实施方式中，所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征包括：信息流对象侧特征和信息流中被推荐对象与用户相关性特征。

在一种可选的实施方式中，所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征采用信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量进行匹配度计算获得。

在一种可选的实施方式中，所述信息流中被推荐对象隐向量和用户隐向量采用版本对齐机制令所述其能够对齐。

由此可知，本申请实施例使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量。并根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征，将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。本申请实施例采用了因子分解机模型和梯度提升树模型结合进行信息流推荐中被推荐对象的排序，优化了信息流排序模型，令推荐的对象能够更加满足用户的兴趣点，改善用户体验。

需要指出，根据实施的需要，可将本申请实施例中描述的各个部件/步骤拆分为更多部件/步骤，也可将两个或多个部件/步骤或者部件/步骤的部分操作组合成新的部件/步骤，以实现本申请实施例的目的。

特别地，根据本公开的实施例，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，本公开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。在这样的实施例中，该计算机

程序可以通过通信部分从网络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质被安装。在该计算机程序被中央处理单元（CPU）执行时，执行本申请的方法中限定的上述功能。需要说明的是，本申请所述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一——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介质，该计算机可读介质可以发送、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：无线、电线、光缆、RF 等等，或者上述的任意合适的组合。

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申请的操作的计算机程序代码，所述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、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，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。

描述于本申请实施例中所涉及到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：一种处理器包括接收单元、解析单元、信息选取单元和生成单元。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，接收单元还可以被描述为“接收用户的网页浏览请求的单元”。

作为另一方面，本申请还提供了一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现如上述任一实施例中所描述的方法。

作为另一方面，本申请还提供了一种计算机可读介质，该计算机可读介质可以是上述实施例中描述的装置中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该装置中。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装置执行时，使得该装置：使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

以上描述仅为本申请的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，本申请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。例如上述特征与本申请中公开的（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、一种信息流中的排序方法，其特征在于，所述方法包括：

使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；

根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；

将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分还包括：

将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征进行归一化处理。

3、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征包括：

信息流中被推荐对象侧特征和信息流中被推荐对象与用户相关性特征。

4、根据权利要求 3 所述的方法，其特征在于，所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征采用信息流对象隐向量和用户隐向量进行匹配度计算获得。

5、根据权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述信息流对象隐向量和用户隐向量采用版本对齐机制令所述其能够对齐。

6、一种信息流中的排序装置，其特征在于，所述装置包括：

向量获得模块，设置用于使用用户行为数据训练因子分解机模型，获得用户与被推荐对象多个维度的隐向量；

特征提取模块，设置用于根据所述用户与被推荐对象多个维度的隐向量，提取用户与被推荐对象各个维度的匹配特征；

模型训练模块，设置用于将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征处理后构成样本，训练梯度提升树模型，并由所述梯度提升树模型提供排序打分。

7、根据权利要求 6 所述的装置，其特征在于，所述模型训练模块还设置用于：

将所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征进行归一化处理。

8、根据权利要求 6 所述的装置，其特征在于，所述用户与被推荐对象各个维度的匹配特征包括：

5 信息流中被推荐对象侧特征和信息流中被推荐对象与用户相关性特征。

9、根据权利要求 8 所述的装置，其特征在于，所述信息流中被推荐对象与用户相关性特征采用信息流对象隐向量和用户隐向量进行匹配度计算获得。

10 10、根据权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述信息流对象隐向量和用户隐向量采用版本对齐机制令所述其能够对齐。

11、一种设备/终端/服务器，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，用于存储一个或多个程序，

15 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如权利要求 1-5 中任一所述的方法。

12、一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该程序被处理器执行时实现如权利要求 1-5 中任一所述的方法。

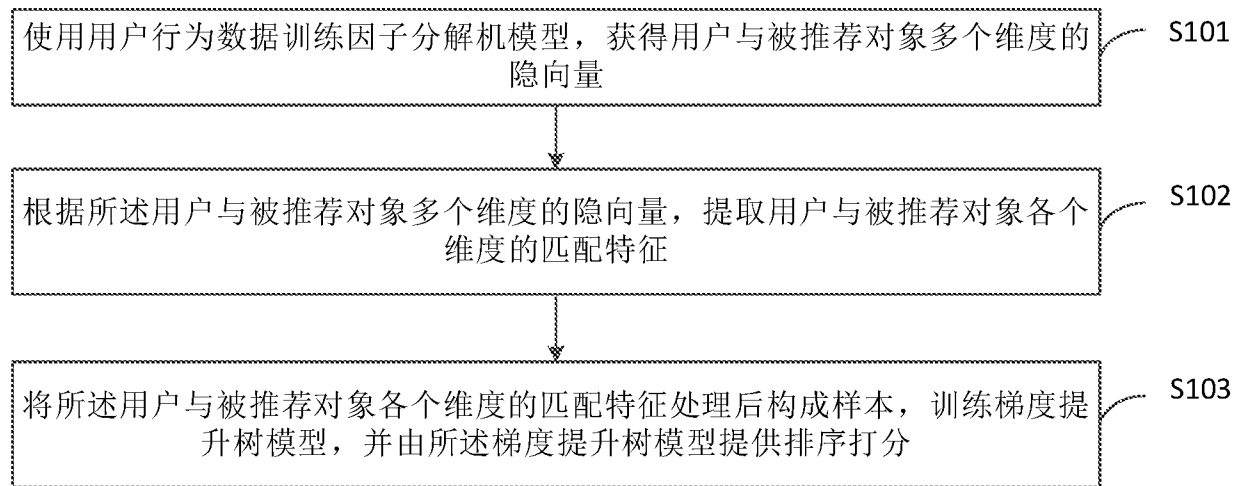


图 1

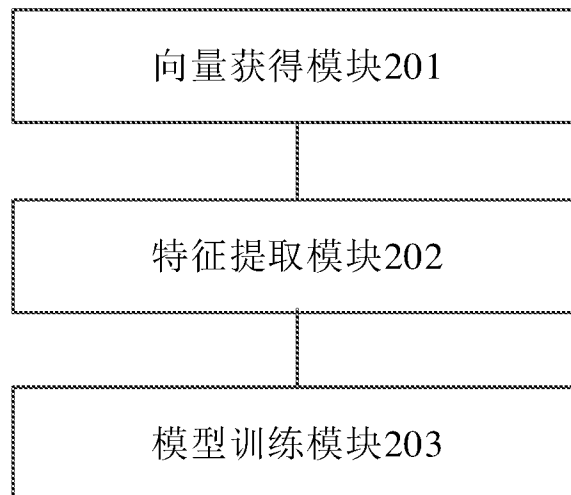


图 2

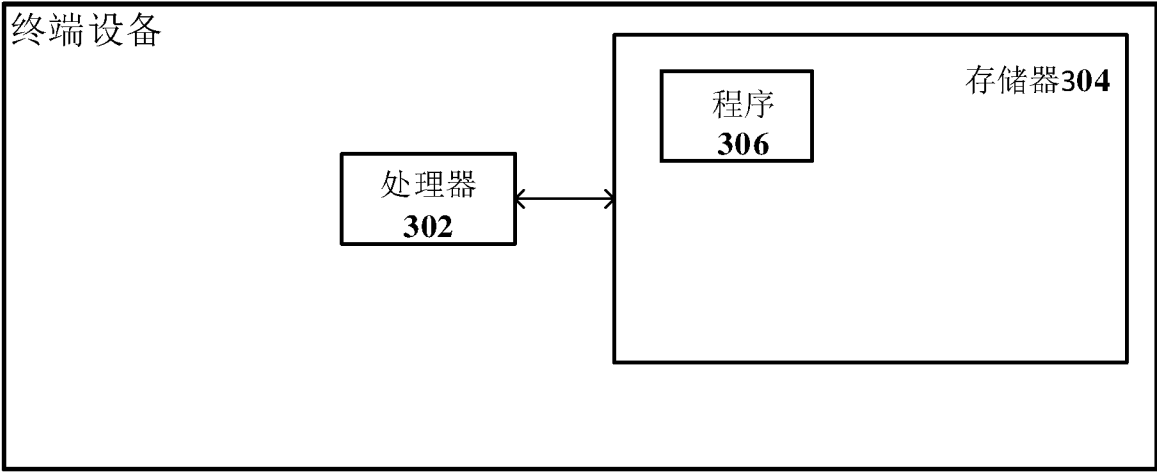


图 3