

一种图卷积神经网络推荐方法、系统、设备、介质及终端

技术领域

本发明属于信息推荐系统技术领域，尤其涉及一种融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法、融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统、接收用户输入程序存储介质、计算机设备及用于商品购物的信息数据处理终端。

背景技术

随着大数据时代的到来，各种信息资源纷纷涌现，信息过载问题愈发凸显，用来筛选信息的推荐系统的出现即能有效的解决信息过载问题，也能根据交互信息为用户推荐用户感兴趣的物品。传统的推荐方法依赖于用户和物品交互的历史信息，这导致了数据稀疏或冷启动等问题的出现，而传统深度学习的推荐算法很少能够处理图结构信息，将图神经网络引入推荐系统中，通过图的节点之间的消息传递来捕捉图上的依赖关系为推荐系统带来了更好的实体表示和更强的解释能力，从而提升模型的预测精度。

但是在用户偏好会随着时间变化而改变问题和普遍存在着流行度长尾效应，即越热门的物品越容易被系统推荐，越冷门的物品越难以被系统推荐问题。

通过上述分析，现有技术存在的问题及缺陷为：

（1）现有技术在用户感兴趣的物品信息推荐中，越热门的物品信息有些没有价值的信息出现频率过高，对冷门的物品有用信息推荐较少，使得冷门的物品未来价值预测准确度差。

（2）现有技术对用户偏好的信息进行判断中，获得的信息不全面，准确性差，使得用户对物品的认知缺乏正确的引导方向。

（3）现有技术对物品推荐结果准确率低，不能满足用户的实际需求，使得现有的物品推荐系统实用性差。

发明内容

为克服相关技术中存在的问题，本发明公开实施例提供了一种融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法、融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统、接收用户输入程序存储介质、计算机设备及用于商品购物的信息数据处理终端。具体涉及一种融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法。

所述技术方案如下：融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，应用于客户端，所述融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法包括：将时间衰减函数和流行度函数输入构建的图卷积神经网络推荐模型的嵌入层；基于所述图卷积神经网络推荐模型利用将用户数据转换的邻接矩阵，对输入的所述时间衰减函数和流行度函数在图结构上进行传播聚合，用来增强用户和物品嵌入向量的表示能力，在进行传播聚合时直到前一层和聚合邻居节点信息后的输出结果一致，停止聚合。

在一个实施例中，所述将时间衰减函数和流行度函数输入构建的图卷积神经网络推荐模型的嵌入层前，需进行：

从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分数据和时间戳项目交互记录数据；对项目交互记录数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除；基于预处理后的项目交互记录数据构建时间衰减函数和流行度函数。

在一个实施例中，构建时间衰减函数中，时间衰减函数公式为：

$$T_{u,i} = \text{sigmoid} \left(\frac{t_{u,i} - t_{\min_u}}{t_{\max_u} - t_{\min_u}} \right);$$

$$B_{u,i} = \frac{e^{T_{u,i}}}{\sum_{i \in N_u} e^{T_{u,i}}};$$

其中， $t_{u,i}$ 是 u 和 i 交互发生的时间， t_{\min_u} 是 u 与其所有一阶邻居中最早的交互发生时间， t_{\max_u} 是 u 与其所有一阶邻居中最晚的交互发生时间，使用的时间是 U_{nix}

时间戳；针对同一用户的不同交互发生的时间存在差别，使用 $Sigmoid()$ 函数将时间数据缩放到 $(0.5, 1)$ 之间， $T_{u,i}$ 是对应的时间分数，衡量用户 u 与物品 i 交互发生的相对时间；然后将同一用户所有的时间分数 $T_{u,i}$ 通过 $Soft\ max$ 函数归一化获得对应的时间衰减函数权重因子 $\beta_{u,i}$ ；从时间的角度，对于时间越近产生的交互， $Sigmoid()$ 函数的值更大， $T_{u,i}$ 和 $\beta_{u,i}$ 的值更接近于 1，从 e_i 传播到 e_u 的嵌入信息的衰减程度越小，对于越早产生的交互， $Sigmoid()$ 函数的值越小， $T_{u,i}$ 和 $\beta_{u,i}$ 越接近于零，嵌入信息的衰减程度越大。

在一个实施例中，构建流行度函数中，流行度函数为：

$$pop = \ln(1 + |N(i)|);$$

$N(i)$ 是购买过此物品的人数，物品的点击量越大， pop 的值越大，流行度所占的比重越大。

在一个实施例中，所述图卷积神经网络推荐模型的构建包括：

对于产生交互的一对用户-物品 (u, i) ，定义从物品嵌入传播到用户嵌入的信息为：

$$I_{u \leftarrow i} = f(e_u, e_i, t_{u,i});$$

其中， $I_{u \leftarrow i}$ 表示从物品 i 传播到用户 u 的嵌入信息， e_u 、 e_i 分别是用户嵌入和物品嵌入， $t_{u,i}$ 交互发生的时间； $f(\cdot)$ 是信息传播函数，主要功能是基于时间上下文和流行度，对邻近节点的嵌入表示进行筛选过滤以构建传播到目标节点的嵌入信息；

$f(\cdot)$ 是信息传播函数公式定义如下：

$$f(e_u, e_i, t_{u,i}) = pop + \beta_{u,i};$$

物品嵌入传播到用户嵌入公式根据用户与其一阶邻近的物品的交互时间计算获得， pop 代表流行度函数权重， $\beta_{u,i}$ 代表时间衰减函数权重因子；

基于 GCN 的聚合函数是先将用户自身嵌入和邻居的传播嵌入直接相加，然

后乘以一个转换矩阵，并通过 $LeakyRelu(\cdot)$ 函数求得聚合一阶邻居信息的用户表示；

$$F_{gen} = LeakyRelu \left(W e_u + \sum_{i \in N_u} I_{u \leftarrow i} \right)$$

其中， N_u 是用户 u 的全部一阶邻居节点的集合， $\sum_{i \in N_u} I_{u \leftarrow i}$ 是所有邻居节点传播的嵌入信息之和； $W \in R^{d' \times d}$ 是一个可训练的参数矩阵，用于提取 e_u 中有用的信息， $LeakyRelu(\cdot)$ 是激活函数。

在一个实施例中，所述在进行传播聚合时直到前一层和聚合邻居节点信息后的输出结果一致包括：

通过损失函数输出最终推荐结果，损失函数采用推荐系统中常用的贝叶斯个性化排序损失，它的作用是让用户有过反馈的物品比没有过反馈的物品得分之差尽可能的大；

损失函数公式为：

$$Loss = \sum_{(u,j,i) \in \Omega} -\ln \delta(\hat{y}_{(u,i)} + \hat{y}_{(u,j)}) + \lambda \|\Phi\|_2^2$$

其中， $\delta(\cdot)$ 采用 sigmoid 函数， Φ 是模型中所有的可训练参数， λ 是正则化系数，用于控制 1-2 范数正则化项的强度以防止过拟合； Ω 是成对的训练数据集，表示能观察到反馈的交互正例或负例的集合；贝叶斯个性化排序中，用户有过反馈的物品 (u, i) 的交互值与没有过反馈的物品 (u, j) 交互值的差异越大代表推荐的结果越准确，因此模型的优化目标是要使 $\hat{y}_{(u,i)} + \hat{y}_{(u,j)}$ 变大，则 $-\ln \delta(\hat{y}_{(u,i)} + \hat{y}_{(u,j)})$ 的值会越小，推荐算法的整体损失就越低。

本发明的另一目的在于提供一种融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统，实施所述的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，应用于客户端，所述融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统包括：

项目交互记录数据获取模块，用于从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分

数据和时间戳等项目交互记录数据；

预处理模块，用于对原始数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除；

时间衰减函数和流行度函数构建模块，用于构建时间衰减函数和流行度函数；

卷积神经网络模型构建模块，用于构建图卷积神经网络推荐模型，将时间衰减函数和流行度函数嵌入图卷积神经网络推荐模型公式中；

邻接矩阵数据格式转换模块，用于将用户图数据、物品图数据和时间数据转换为邻接矩阵数据格式；

聚合与更新模块，用于将邻接矩阵作为输入数据放入改进图卷积神经网络推荐模型中，进行节点之间的聚合，然后进入下一层，对每次聚合结果进行更新；

输出模块，用于重复聚合与更新模块的功能原理，直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致；

推荐结果获取模块，用于通过损失函数输出最终推荐结果。

本发明的另一目的在于提供一种接收用户输入程序存储介质，所存储的计算机程序使电子设备执行所述的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，包括下列步骤：

S1，从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分数据和时间戳项目交互记录数据；

S2，对原始数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除；

S3，构建时间衰减函数和流行度函数；

S4，构建图卷积神经网络推荐模型，将时间衰减函数和流行度函数嵌入图卷积神经网络推荐模型公式中；

S5，将用户图数据、物品图数据和时间数据转换为邻接矩阵数据格式；

S6，将邻接矩阵作为输入数据放入改进图卷积神经网络推荐模型中，进行

节点之间的聚合，然后进入下一层，对每次聚合结果进行更新；

S7，重复步骤 S6 直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致；

S8，然后通过损失函数输出最终推荐结果。

本发明的另一目的在于提供一种计算机设备，所述计算机设备包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，所述计算机程序被所述处理器执行时，使得所述处理器执行如下步骤：

S1，从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分数据和时间戳项目交互记录数据；

S2，对原始数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除；

S3，构建时间衰减函数和流行度函数；

S4，构建图卷积神经网络推荐模型，将时间衰减函数和流行度函数嵌入图卷积神经网络推荐模型公式中；

S5，将用户图数据、物品图数据和时间数据转换为邻接矩阵数据格式；

S6，将邻接矩阵作为输入数据放入改进图卷积神经网络推荐模型中，进行节点之间的聚合，然后进入下一层，对每次聚合结果进行更新；

S7，重复步骤 S6 直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致；

S8，然后通过损失函数输出最终推荐结果。

本发明的另一目的在于提供一种用于商品购物的信息数据处理终端，所述用于商品购物的信息数据处理终端用于实现于电子装置上执行时，提供用户输入接口以实施所述的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，包括以下步骤：

将时间衰减函数和流行度函数输入构建的图卷积神经网络推荐模型的嵌入层；

基于所述图卷积神经网络推荐模型利用将用户数据转换的邻接矩阵对输入的所述时间衰减函数和流行度函数进行节点之间的聚合，再进入下一层，对聚合结果进行更新；

直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致。结合上述的所有技术方案，本发明所具备的优点及积极效果为：

第一、本发明通过在图卷积神经网络推荐算法嵌入层嵌入时间衰减函数和流行度函数，提高了模型对用户偏好的判断，减少流行度长尾效应问题。现有的图卷积神经网络推荐技术都是根据用户、物品的交互信息，直接来进行推荐，没有关注用户爱好变化问题和冷门物品进行推荐会产生的商业价值问题。该发明应用的数据集是 MovieLens-1M 数据集，使推荐结果更加符合用户的喜好，冷门电影得到推荐使它创造商业价值，提高了电影推荐结果的时效性，实现个性化电影推荐。

第二、本发明在基于图卷积神经网络推荐模型嵌入层添加了时间衰减函数和流行度函数进行聚合。添加时间衰减函数进行聚合，使其在聚合一阶邻居的传播嵌入时区分邻近节点对目标节点的贡献度，能很好的捕捉到用户爱好随时间偏移的变化，流行度函数解决了流行度长尾效应问题，能极大的提高推荐精确度和用户满意度。

附图说明

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于解释本公开的原理。

图 1 是本发明实施例 1 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法流程图；

图 2 是本发明实施例 1 提供的进行节点之间的聚合和每次聚合结果进行更新流程图；

图 3 是本发明实施例 5 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统示意图；

图中：1、项目交互记录数据获取模块；2、预处理模块；3、时间衰减函数和流行度函数构建模块；4、卷积神经网络模型构建模块；5、邻接矩阵数据格

式转换模块；6、聚合与更新模块；7、输出模块；8、推荐结果获取模块。

具体实施方式

为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂，下面结合附图对本发明的具体实施方式做详细的说明。在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明。但是本发明能够以很多不同于在此描述的其他方式来实施，本领域技术人员可以在不违背本发明内涵的情况下做类似改进，因此本发明不受下面公开的具体实施的限制。

一、解释说明实施例：

实施例 1

如图 1 所示，本发明实施例提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法。应用于客户端，包括以下步骤：

S101，从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分数据和时间戳等项目交互记录数据。

S102，对原始数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除等。

S103，构建时间衰减函数和流行度函数。

S104，构建图卷积神经网络推荐模型，将时间衰减函数和流行度函数嵌入图卷积神经网络推荐模型公式中。

S105，将用户图数据、物品图数据和时间数据转换为邻接矩阵数据格式。

S106，将邻接矩阵作为输入数据放入改进图卷积神经网络推荐模型中，进行节点之间的聚合，然后进入下一层，对每次聚合结果进行更新。如图 2 所示。

S107，重复步骤 S106 直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致。

S108，然后通过损失函数输出最终推荐结果。

本发明提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法及系统主要解决图卷积神经网络推荐方法中没有分析到用户购买物品的时间上下文信息和流行度长尾效应问题，导致推荐结果满意度不高，从而提高推荐的准

确率和满意度。

通过上述技术方案，本发明实施例提供的推荐方法能极大的提高推荐精确度和用户满意度。

实施例 2

基于本发明实施例 1 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，进一步地，在步骤 S103 中时间衰减函数如下：

$$T_{u,i} = \text{sigmoid} \left(\frac{t_{u,i} - t_{\min_u}}{t_{\max_u} - t_{\min_u}} \right) \quad (1)$$

$$B_{u,i} = \frac{e^{T_{u,i}}}{\sum_{i \in Nu} e^{T_{u,i}}} \quad (2)$$

如公式 (1) 和 (2) 所示，其中， $t_{u,i}$ 是 u 和 i 交互发生的时间， t_{\min_u} 是 u 与其所有一阶邻居中最早的交互发生时间， t_{\max_u} 是 u 与其所有一阶邻居中最晚的交互发生时间，此处使用的时间是 U_{nix} 时间戳。由于同一用户的不同交互发生的时间可能差别很大，因此使用 $\text{Sigmoid}()$ 函数将时间数据缩放到 (0.5, 1) 之间， $T_{u,i}$ 是对应的时间分数，可以衡量用户 u 与物品 i 交互发生的相对时间。然后将同一用户所有的时间分数 $T_{u,i}$ 通过 Softmax 函数归一化获得对应的时间衰减函数权重因子 $\beta_{u,i}$ 。从时间的角度看，对于最近产生的交互， $\text{Sigmoid}()$ 函数的值更大， $T_{u,i}$ 和 $\beta_{u,i}$ 的值更接近于 1，从 e_i 传播到 e_u 的嵌入信息的衰减程度便越小，对于越早产生的交互， $\text{Sigmoid}()$ 函数的值越小， $T_{u,i}$ 和 $\beta_{u,i}$ 越接近于零，嵌入信息的衰减程度便越大。因此，对于融合时间因子的嵌入传播项，用户最近交互的物品相较于之前的物品能传播更多的特征信息到用户嵌入表示中。

实施例 3

基于本发明实施例 1 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，进一步地，在步骤 S103 中流行度函数如下：

$$pop = \ln(1 + |N(i)|) \quad (3)$$

如公式 (3) 所示 $N(i)$ 是购买过此物品的人数。物品的点击量越大, pop 的值也就越大, 流行度所占的比重也就越大。

实施例 4

基于本发明实施例 1 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法, 进一步地, 在步骤 S104 中对于产生交互的一对用户-物品 (u, i) , 定义从物品嵌入传播到用户嵌入的信息为:

$$I_{u \leftarrow i} = f(e_u, e_i, t_{u,i});$$

其中, $I_{u \leftarrow i}$ 表示从物品 i 传播到用户 u 的嵌入信息, e_u 、 e_i 分别是用户嵌入和物品嵌入, $t_{u,i}$ 交互发生的时间。 $f(\cdot)$ 是信息传播函数, 主要功能是基于时间上下文和流行度, 对邻近节点的嵌入表示进行筛选过滤以构建传播到目标节点的嵌入信息。

$f(\cdot)$ 是信息传播函数公式定义如下:

$$f(e_u, e_i, t_{u,i}) = pop + \beta_{u,i};$$

物品嵌入传播到用户嵌入公式, pop 代表流行度函数权重, $\beta_{u,i}$ 代表时间衰减函数权重因子。它是根据用户与其一阶邻近的物品的交互时间计算获得的。

基于 GCN 的聚合函数是先将用户自身嵌入和邻居的传播嵌入直接相加, 然后乘以一个转换矩阵, 并通过 $LeakyRelu(\cdot)$ 函数求得聚合一阶邻居信息的用户表示。

$$F_{gcn} = LeakyRelu \left(W e_u + \sum_{i \in N_u} I_{u \leftarrow i} \right)$$

其中, N_u 是用户 u 的全部一阶邻居节点的集合, $\sum_{i \in N_u} I_{u \leftarrow i}$ 是所有邻居节点传播的嵌入信息之和。 $W \in R^{d' \times d}$ 是一个可训练的参数矩阵, 用于提取 e_u 中有用的信息。 $LeakyRelu(\cdot)$ 是激活函数, 它是 $Relu$ 函数的改进版本。

在上述实施例中, 对各个实施例的描述都各有侧重, 某个实施例中未详述或记载的部分, 可以参见其它实施例的相关描述。

实施例 5

基于本发明实施例 1 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐方法，进一步地，如图 3 所示，本发明实施例提供一种融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统包括：

项目交互记录数据获取模块 1，用于从数据集中获取用户 ID、项目 ID、评分数据和时间戳等项目交互记录数据。

预处理模块 2，用于对原始数据进行预处理，包括数据筛选、缺失值填充或者删除等。

时间衰减函数和流行度函数构建模块 3，用于构建时间衰减函数和流行度函数。

卷积神经网络模型构建模块 4，用于构建图卷积神经网络推荐模型，将时间衰减函数和流行度函数嵌入图卷积神经网络推荐模型公式中。

邻接矩阵数据格式转换模块 5，用于将用户图数据、物品图数据和时间数据转换为邻接矩阵数据格式。

聚合与更新模块 6，用于将邻接矩阵作为输入数据放入改进图卷积神经网络推荐模型中，进行节点之间的聚合，然后进入下一层，对每次聚合结果进行更新。

输出模块 7，用于重复聚合与更新模块 6 的功能原理，直到前一层和聚合邻居信息后的输出的结果一致。

推荐结果获取模块 8，用于通过损失函数输出最终推荐结果。

实施例 6

基于本发明实施例 5 提供的融合时间上下文信息和流行度的图卷积神经网络推荐系统，进一步地，时间衰减函数和流行度函数构建模块 3 进一步包括：

时间衰减函数构建模块，用于构建时间衰减函数如下：

$$T_{u,i} = \text{sigmoid} \left(\frac{t_{u,i} - t_{\min_u}}{t_{\max_u} - t_{\min_u}} \right)$$

$$B_{u,i} = \frac{e^{T_{u,i}}}{\sum_{i \in N_u} e^{T_{u,i}}} \circ$$

其中上式中涉及含义见实施例 2。

流行度函数构建模块，用于构建流行度函数，如下：

$$pop = \ln(1 + |N(i)|) \circ$$

其中上式中涉及含义见实施例 3。

卷积神经网络模型构建模块 4 包括：

物品嵌入传播到用户嵌入模块，用于对产生交互的一对用户-物品 (u, i) ，定义从物品嵌入传播到用户嵌入的信息为： $I_{u \leftarrow i} = f(e_u, e_i, t_{u,i})$ ，其中上式中涉及含义见实施例 4。

信息传播函数构建模块，用于构建信息传播函数公式，如下：

$$f(e_u, e_i, t_{u,i}) = pop + \beta_{u,i};$$

聚合一阶邻居信息的用户表示模块，用于基于 GCN 的聚合函数是先将用户自身嵌入和邻居的传播嵌入直接相加，然后乘以一个转换矩阵，并通过 $LeakyRelu$ 函数求得聚合一阶邻居信息的用户表示。

$$F_{gen} = LeakyRelu \left(W e_u + \sum_{i \in N_u} I_{u \leftarrow i} \right) \circ$$

上述装置/单元之间的信息交互、执行过程等内容，由于与本发明方法实施例基于同一构思，其具体功能及带来的技术效果，具体可参见方法实施例部分，此处不再赘述。

所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为了描述的方便和简洁，仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成，即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中，上述集成的单元既可以采用硬

件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。另外，各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分，并不用于限制本发明的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

应用例 1

将本发明上述实施例提供的推荐方法应用于计算机设备，该计算机设备包括：至少一个处理器、存储器以及存储在所述存储器中并可在所述至少一个处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任意各个方法实施例中的步骤。

应用例 2

将本发明上述实施例提供的推荐方法应用于计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时可实现上述各个方法实施例中的步骤。

应用例 3

将本发明上述实施例提供的推荐方法应用于信息数据处理终端，所述信息数据处理终端用于实现于电子装置上执行时，提供用户输入接口以实施如上述各方法实施例中的步骤，所述信息数据处理终端不限于手机、电脑、交换机。

应用例 4

将本发明上述实施例提供的推荐方法应用于服务器，所述服务器用于实现于电子装置上执行时，提供用户输入接口以实施如上述各方法实施例中的步骤。

应用例 5

将本发明上述实施例提供的推荐方法应用于计算机程序产品，当计算机程序产品在电子设备上运行时，使得电子设备执行时可实现上述各个方法实施例中的步骤。

所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用时，可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解，本发明

实现上述实施例方法中的全部或部分流程，可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中，该计算机程序在被处理器执行时，可实现上述各个方法实施例的步骤。其中，所述计算机程序包括计算机程序代码，所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质至少可以包括：能够将计算机程序代码携带到拍照装置/终端设备的任何实体或装置、记录介质、计算机存储器、只读存储器（Read-Only Memory，ROM）、随机存取存储器（Random Access Memory，RAM）、电载波信号、电信信号以及软件分发介质。例如 U 盘、移动硬盘、磁碟或者光盘等。

通过本发明，在实验中增强用户和物品嵌入向量的表示能力以提高推荐算法的准确度，时间上下文信息和流行度应用于推荐系统中协同过滤算法得到了很大的成功，算法的准确度有了很大的提高。而图卷积神经网络在推荐系统中的应用也提高了推荐结果的准确性。把时间上下文信息和流行度嵌入图卷积神经网络模型中，进行实验，选用推荐系统中的评价指标，分别是准确率、召回率来与现有技术作对比，使推荐结果满意度提高。

以上所述，仅为本发明较优的具体的实施方式，但本发明的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内，凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等，都应涵盖在本发明的保护范围之内。