

基于网络嵌入的农产品销售推荐系统

臧玑珣¹, 徐鑫航²

(1. 西安外国语大学 信息技术中心, 陕西 西安 710061;

2. 西安电子科技大学 计算机科学与技术学院, 陕西 西安 710071)

摘要:建立精准的农产品销售途径对于农产品的生产流通有非常大的指导意义,但农产品由于产地与保质期等因素的限制,导致多数农产品在电商平台上的流通能力较差。此外,农产品相关的推荐工作主要集中在以买家为目标的商品推荐上,鲜少有以卖家为目标用户,为其预售产品提供销售途径推荐的系统。提出了一种基于网络表示学习的农产品销售途径推荐方法,它使用基于词嵌入的 AP-GloVe (Global Word Vector Representation for Agricultural Products) 方法进行农产品销售地与销售商推荐,并基于影响力的图神经网络模型 IAGNN (Influence-Aware Graph Neural Networks) 进行潜在的买家推荐,实现了农产品销售中对于销售区域、销售商与产品买家的推荐。相关模型在词的相似性检测、节点分类与链路预测等实验中取得了优于现有模型的效果。

关键词:推荐系统;词嵌入;网络表示学习;农产品销售;社交网络

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2022)10-0209-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2022.10.034

Recommendation System for Agricultural Products Marketing Channels Based on Network Embedding

ZANG Ji-xun¹, XU Xin-hang²

(1. Center of Information Technology, Xi'an International Studies University, Xi'an 710061, China;

2. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The establishment of precise agricultural products sales channels has great guiding significance for the production and circulation of agricultural products. However, due to the limitations of origin and shelf life of agricultural products, the circulation ability of most agricultural products on e-commerce platforms is poor. In addition, the recommendation work related to agricultural products mainly focuses on the recommendation of products that target buyers. There are few systems that target sellers and provide sales channel recommendations for their pre-sale products. A method for recommending agricultural product sales channels based on network representation learning is proposed. It uses the word embedding-based AP-GloVe method to recommend agricultural product sales locations and sellers, and recommends potential buyers based on the influence graph neural network model IAGNN, which realizes the recommendation of sales area, sellers and product buyers in agricultural product sales. Related models have achieved better results than existing models in experiments such as word similarity detection, node classification and link prediction.

Key words: recommendation system; word embedding; network representation learning; agricultural product sales; social network

0 引言

农业生产作为国家的第一产业支撑着国民经济的建设和发展。农产品由于产地与保质期等因素的限制导致其流通能力较差,不同品种的农产品种植地区、口味、价格等属性特征都有所差异,因此如何根据品种特征选择合适的销售区域和影响力最大化的销售商,以及发现最具购买潜力的买家已经成为农业发展的重要

问题^[1]。在数字经济日益繁茂的时代,如何将农产品在生产、流通、售后等各环节产生的海量历史信息进行收集整理和使用是一项重要的任务。

推荐系统^[2]是一种广泛应用的信息过滤系统,它通过对历史数据和物品属性的分析来预测用户偏好,已经在网络购物、内容咨询等线上平台获取了巨大的成功。传统的推荐算法主要有基于内容的推荐^[3]、基

收稿日期: 2022-05-16

修回日期: 2022-09-17

基金项目: 陕西省重点研发计划重点产业创新链项目(2019ZDLGY17-01)

作者简介: 臧玑珣(1976-),女,硕士研究生,高级工程师,研究方向为大数据、数据挖掘;通讯作者: 徐鑫航(1997-),男,硕士研究生,研究方向为表示学习、图神经网络。

于协同过滤的推荐^[4]和混合推荐^[5]等。此外,也有使用深度学习、知识图谱等技术来解决推荐任务的尝试。近年来,也有一些研究着眼于农产品销售的推荐系统。针对协同过滤在推荐时难以及时捕捉用户兴趣变化的问题,李建军等^[6]考虑用户行为及用户访问数据,提出基于改进权值的用户兴趣推荐算法,深入挖掘用户对农产品的喜好趋势。李亚峰等^[7]借助 K 最邻近算法构建用户浏览矩阵,进而通过 Jaccard 相似度来实现对用户的农产品推荐过程。邹诗雨等^[8]利用 PMI-VL 算法分析农产品评论的情感值以寻找潜在的购买者。苏启琛等^[9]提出一种基于内容的生鲜产品推荐算法,利用产品特征与购买记录创建用户模型以预测用户喜爱的 Top-N 生鲜产品。这些方法提供了农产品推荐算法的设计思路,但其推荐精度以及各销售环节的完整性上仍有优化空间。

针对农产品的推荐问题,结合数据挖掘、词嵌入及网络表示学习等技术,该文构建了农产品销售途径推荐系统。该系统通过用户输入的预售农产品特点向用户推荐适合销售的地区、销售商及有潜力的买家,有效提升了农产品销售与流通环节的效率。最后通过对比实验验证了该方法的有效性。

1 基于词嵌入的 AP-GloVe 方法

大规模生产农产品的种类、品种、繁育地区、销售区域往往具有较高的稳定性。在进行自然语言处理任务时需要将词汇转换为计算机可以理解的向量形式,如 One-hot 将每个词汇转换为一个词表大小维度的、稀疏的独热向量。词嵌入则将词转化成一种分布式表示,它使得离散表示的向量从高维空间映射为低维稠密的连续向量,不仅可以提升计算效率还使得嵌入后的词汇特征可以表示词与词之间的关系。常用于词嵌入的分布式表示方法包括 Word2Vec^[10]、BERT^[11]以及 Glove^[12]。

为了从非结构化的文本信息中捕捉待售农产品特点与地区等语义信息的词向量,提出词嵌入模型 AP-GloVe (Global Word Vector Representation for Agricultural Products),可以在生成农产品向量表示时保留全局词频统计信息与局部上下文信息。

该方法首先从中国植物主题数据库、中国国家地名信息库以及爬取果蔬类文章等多个来源获取农产品类别的原始文本信息,并对得到的源数据进行预处理,如数据清洗与数据集成等操作,目的是获取标准、连续的农业文本数据,进而建立“地区”与“果蔬品种”两个专业词库。然后,对预处理后的文本进行 jieba 分词以获取农业领域的中文词汇,进而可以得到描述不同词汇间临近关系的共现矩阵。

根据每个词汇与其他词汇在规定窗口中出现的次数构造共现矩阵 X ,矩阵中的元素 X_{ij} 表示词汇 j 在中心词 i 的上下文中出现的次数。当词 j 再次出现在中心词 i 的上下文中时,通过 $X_{ij} = X_{ij} + 1$ 更新矩阵中的元素 X_{ij} ,然后循环计算直到每个词都作为中心词更新过共现矩阵。例如分好词的语料:“菠萝,很,好吃”,“荔枝,和,菠萝,很,甜”,“荔枝,非常,甜”,设置窗口大小为 3,即取中心词前后各一个词作为上下文,分词共现矩阵如图 1 所示。

	菠萝	荔枝	很	好吃	和	甜	非常
菠萝	0	0	2	0	1	0	0
荔枝	0	0	0	0	1	0	1
很	2	0	0	1	0	1	0
好吃	0	0	1	0	0	0	0
和	1	1	0	0	0	0	0
甜	0	0	1	0	0	0	1
非常	0	1	0	0	0	1	0

图 1 分词共现矩阵

设 $P_{i,k}$ 代表词 k 作为词 i 上下文出现的概率,即:

$$P_{i,k} = \frac{X_{i,k}}{X_i}$$

由于 $P_{i,k} = X_{i,k}/X_{j,k}$ 会随着单词 i 、 j 、 k 之间相关度的变化而变化,所以 GloVe 设定了一个由词向量计算得出的函数 $g(v_i, v_j, v_k)$ 来逼近 $P_{i,k} = X_{i,k}/X_{j,k}$,使得词向量同样可以蕴含共现矩阵所蕴含的信息。GloVe 中设计的 $g(v_i, v_j, v_k) = \exp((v_i - v_j)^T v_k)$,即尽可能使得以下等式:

$$\frac{P_{i,k}}{P_{j,k}} = \exp((v_i - v_j)^T v_k) = \frac{\exp(v_i^T v_k)}{\exp(v_j^T v_k)}$$

成立。由于最终分子分母形式相同,则可以统一考虑为 $P_{ij} = \exp(v_i^T v_j)$,两边同时取对数,可以得到代价函数为:

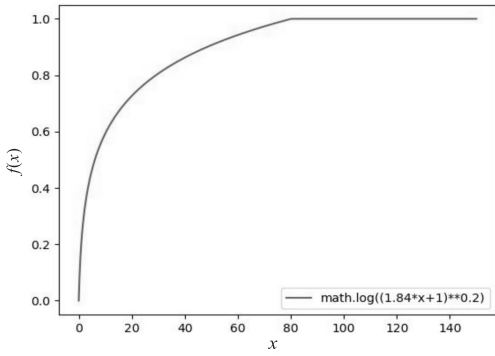
$$J = \sum_{i,j}^N (\log(P_{ij}) - v_i^T v_j)^2$$

又由于 $\log(P_{ij}) = \log(X_{ij}) - \log(X_i) = v_i^T v_j$,添加偏差项得到 $\log(X_{ij}) = v_i^T v_j + b_i + b_j$ 代价函数转化成 $J = \sum_{i,j}^N (v_i^T v_j + b_i + b_j - \log(X_{ij}))^2$ 。同时考虑到出现频率越高词权重越大的原则,为了更多地保留共现次数较小的词对的影响,GloVe 在代价函数中设计了一个分段函数 $f(X_{ij}) = f(x)$ 作为词对的权重函数:

$$f(x) = \begin{cases} \ln(ax + 1)^\alpha & \text{if } x \leq X_{\max} \\ 1 & \text{if } x > X_{\max} \end{cases}$$

其中 a 设置为 1.84, α 为 0.2, X_{\max} 为 80,函数图像如图 2 所示。进一步优化得到的代价函数为 $J =$

$$f(X_{ij}) \sum_{i,j}^N (v_i^T v_j + b_i + b_j - \log(X_{ij}))^2$$

图 2 函数 $f(x)$ 图像

2 基于影响力的图神经网络模型 IAGNN

社交影响力^[13]是指一个人或事物会对网络中另

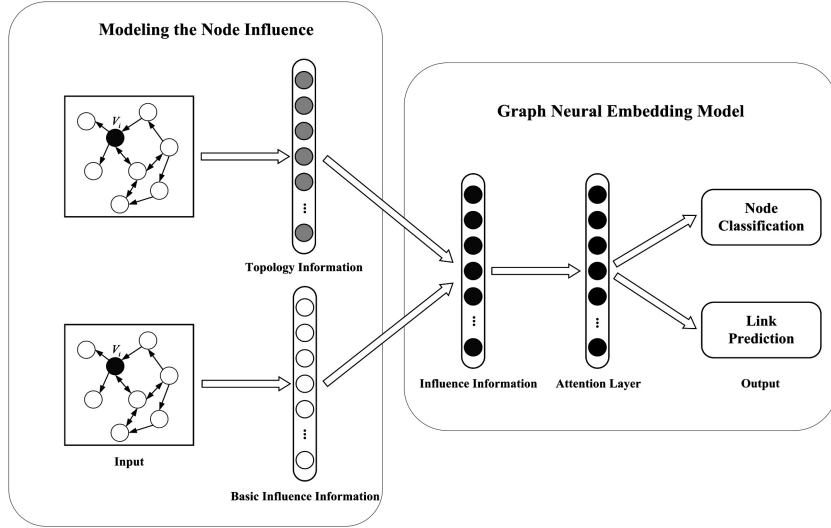
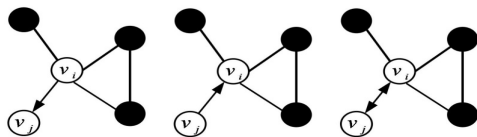


图 3 IAGNN 模型

社交网络中任意两个节点 v_i 和 v_j 之间不同类型的边可以表示节点 v_i 在节点 v_j 上的不同影响。如图 4 所示,从左向右依次表示节点 v_i 和 v_j 之间存在三种类型的边,即: v_i 单向跟随或转发 v_j , v_j 单向跟随或转发 v_i , 以及 v_i 和 v_j 互相跟随。在社交网络中,大多数主动关注或转发都可以视为接受另一方行为的影响,并且另一方应对其自身施加影响。此外,节点 v_j 对 v_i 的影响还取决于 v_j 被关注的数量^[16]:

$$D_a = \frac{I_j + a}{I_i}, D_b = \frac{I_j + b}{I_i}, D_c = \frac{I_j + c}{I_i}$$

其中 a 、 b 和 c 为常数, I_i 表示节点 v_i 的直接前驱节点数量,并且根据上述分析的三种情况在实验中分配了它们的值。该公式能表示当 v_j 受到更多关注时, v_j 对其他节点的影响更大。

图 4 节点 v_i 和 v_j 的三种不同拓扑

一个人的行为偏好产生影响,在网络中寻找具有影响力的中心节点并刻画其对邻居节点产生的影响具有重要意义,其已被广泛应用于社交推荐^[14]和广告传播^[15]等领域。为了在社交网络中学习出紧凑的网络信息特征,并使其保留复杂的网络拓扑结构,提出了一个基于影响力的图神经网络模型 IAGNN (Influence-Aware Graph Neural Networks),如图 3 所示。首先, IAGNN 以图数据作为输入,根据节点间不同的拓扑结构关系得到拓扑信息 D ,然后将入度作为节点 v_i 的基本影响信息 B 。再集成节点 v_i 的拓扑信息 D 和基本影响信息 B 后获得该节点的综合影响力信息矩阵 W ,最终模型会从注意力层输出学习到的节点表示形式并用于下游任务。

为了得到每个节点的潜在表示 $h' = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}$, 设输入复杂网络中该节点的特征 $h = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}$, 其中 $\vec{h}_i \in R^{|F|}$ 并且 $w \in R^{n \times n}$ 。然后通过每个节点的影响信息 w_i 生成节点的权重矩阵 $w \in R^{n \times n}$, 再利用注意力层获得最终的节点表示。

通过合并拓扑影响和基本影响,社交网络中 v_i 的邻居节点 v_j 对 v_i 的影响可以通过 $w_{ij} = \frac{I_i}{n}D + (1 - \frac{I_i}{n})B_i$ 进行描述,其中 D 是节点 v_j 在节点 v_i 上的拓扑影响, B_i 是节点 v_i 的基本影响, n 是网络中节点的总数, $\frac{I_i}{n}$ 和 $1 - \frac{I_i}{n}$ 分别是 D 和 B_i 的权重。显然,当 v_i 的入度较大时,邻居对其的影响力相应增加。该文在实验部分根据数据集的规模给出 a 、 b 、 c 的不同值。综上所述,当 v_j 单向关注 v_i , v_i 单向关注 v_j 以及 v_i 和 v_j 互相关注时,节点 v_j 对节点 v_i 的综合影响为:

$$w_{ij} = \frac{I_i}{n} \cdot \frac{I_j + b}{I_i} + (1 - \frac{I_i}{n})B_i$$

通过标准化 $w_i = \{w_{ij_1}, w_{ij_2}, \dots, w_{ij_n}\}$ 生成权重矩阵 $\mathbf{W} \in R^{n \times n}$ 来获得 w_{ij} , 该权重矩阵表示其他节点对网络中每个节点 v_i 的影响。

在嵌入过程中, 每个节点都通过注意力层实现自注意力机制。多头注意力机制^[17]先对权重矩阵进行线性变换, 然后将其输入到按比例缩放的点积注意力。每个线性变换的参数 \mathbf{W} 是不同的。此外, 按比例缩放的点积注意力进行了 N 次。该文的注意力层利用的注意力机制表示为:

$$\mathbf{a}: R^F \times R^F \rightarrow R$$

之后计算相似系数 e_{ij} :

$$e_{ij} = a([W\mathbf{h}_i \parallel W\mathbf{h}_j])$$

为了方便统计注意力系数, 经过 Softmax 对节点 v_j 和 v_i 正则化:

$$\alpha_{ij} = \text{softmax}(e_{ij})$$

对于这样一个单层前馈神经网络, 使用非线性函数 LeakyReLU 进行激活, 并通过规范化不同节点之间的注意力系数来获得归一化注意力。在 IAGNN 模型中, 利用节点之间的关系以及节点 v_i 本身的受众规模来获得相应的节点综合影响矩阵 \mathbf{W} 。在通过注意力机制计算了影响力系数之后, 对系数进行正则化和激活函数操作。此外, 每个头的聚合特征被级联, 并且进一步通过非线性激活函数 σ 输出低维节点表示:

$$\vec{h}' = \sigma(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} W\vec{h}_j)$$

$$\vec{h}' = \parallel_{k=1}^K \sigma(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j)$$

在卷积的每一层中, k 个注意机制独立工作, 并最终将其计算串联起来。IAGNN 的算法流程如算法 1 所示。训练嵌入网络后, 所学习的节点表示不仅可以表征节点的潜在特征, 还可以探索网络中的影响信息。此外, 学习低维节点表示会用于后续的分类和链接预测任务等下游任务, 建立各种农产品与销售商、销售地区以及潜在买家等节点的关联关系, 进而用于销售推荐策略。

算法 1: IAGNN

输入: 图 $G(V, E)$; 特征向量集 $\mathbf{h} = \{\vec{h}_1, \vec{h}_2, \dots, \vec{h}_N\}$; 权重参数 \mathbf{b} ; 映射矩阵; 非线性激活函数 σ

输出: 表示向量的集合 $\mathbf{h}' = \{\vec{h}'_1, \vec{h}'_2, \dots, \vec{h}'_N\}$

1: for $i = 1, 2, \dots, n$ do

2: for j in N_i do

$$3: w_{ij} = \frac{I_i}{n} \cdot \frac{I_j + b}{I_i} + (1 - \frac{I_i}{n}) |P_i|$$

$$\alpha_{ij} = \text{softmax}(w_{ij} e_{ij})$$

4: end for

$$\vec{h}' = \sigma(\frac{1}{k} \sum_{k=1}^K \sum_{j \in N_i} \alpha_{ij}^k W^k \vec{h}_j)$$

5: end for

3 基于 AP-GloVe 与 IAGNN 的农产品销售途径推荐方法

该文以农产品特征数据和销售数据为基础, 实现了一个农产品销售途径推荐系统。其中, 销售地推荐基于面向农产品的全局词向量表示方法 AP-GloVe 设计实现; 而销售商推荐模块在获得待推荐销售地的基础上完成; 潜在买家推荐则基于 IAGNN 模型实现。

为实现销售地与销售商推荐, 从构建的数据集与自定义语料库中提取文本特征, 并计算根据提出的 AP-GloVe 方法所生成嵌入向量的相似度, 为特定的农产品推荐 top-N 个适合的销售地点。该结果不仅成为最终展示给用户的销售地推荐结果, 也会输入销售商推荐模块成为销售商推荐过程中的一个决定性因素, 流程如图 5 所示。

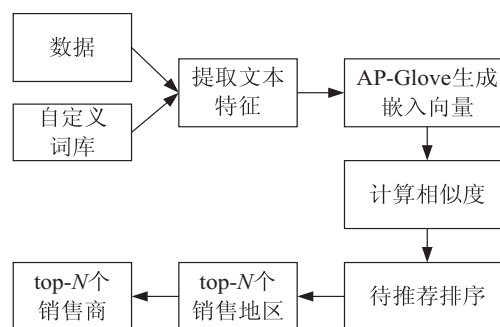


图 5 销售地销售商推荐流程

销售商推荐主要负责在给定果蔬品种时, 根据获取的销售商数据对销售商进行筛选, 具体流程如图 6 所示。输入的销售商信息经过销售品种过滤、销量过滤、销售额过滤以及销售地过滤四个筛选环节输出最终待推荐的 top-N 销售商。在每个环节执行前判断待推荐列表大小, 来防止推荐结果为空或过多的情况。如果列表为空则输出该环节执行前待推荐列表的前 N 行; 如果大于 N 则继续执行下一个筛选环节; 否则直接输出当前待推荐列表。销售地过滤是将先前在销售地推荐模块获得的结果作为限制条件进一步缩小待推荐销售商范围, 使最终推荐结果尽可能符合预销售方向和预售地区, 并且保证一定的销量与口碑。

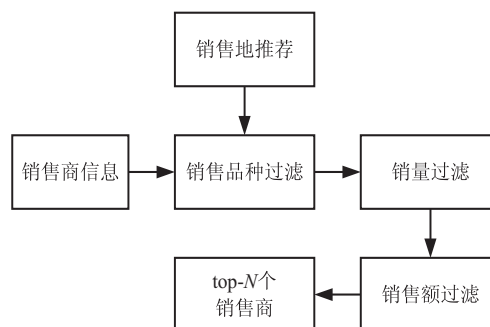


图 6 销售商推荐流程

潜在买家推荐模块根据给定社交网络中节点与节

点的社交关系以及节点的社交行为,通过设计的 IAGNN 模型得到蕴含行为与关系语义的节点特征表示向量,然后该向量通过相似度计算实现节点分类与

链路预测任务,完成对预售农产品推荐有相似喜好和行为的潜在消费者,模型总体流程如图 7 所示。

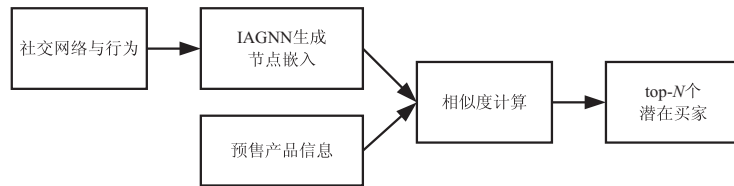


图 7 潜在买家推荐流程

4 实验结果及分析

4.1 基于 AP-Glove 的词嵌入

为验证 AP-GloVe 模型生成词嵌入的准确性,将 Word2Vec 的 CBOW 和 Skip-Gram、GloVe、Skip-Gram 模型与提出的 AP-GloVe 模型,在 SimLex-999、Wordsim-240 和 Wordsim-296 等词的相似性任务数据集上进行了对比分析,这些数据集包含了词对间的相似性评分。通过计算出词向量间的余弦相似度与数据集中相似度评分的 Pearson 相关系数来评估词嵌入的准确性,相关系数越大表示嵌入结果相似度与词对本身相似度越贴合,得出的 Pearson 相关系数如表 1 所示。

表 1 AP-GloVe 方法在词相似任务上的 Pearson 相关系数

模型	SimLex-999	Wordsim-240	Wordsim-296
CBOW	41.23	50.73	51.96
Skip-gram	39.52	50.65	52.38
GloVe	40.18	52.66	52.57
AP-GloVe	40.01	51.14	53.22

可以看出,提出的 AP-GloVe 在具有 296 组中文词对的 Wordsim-296 数据集上明显优于其他方法,并且在其他数据集上与其他方法的差距也较小,说明该方法保留低共现词对信息也可以得到效果相似的嵌入向量。GloVe 也有较为稳定的效果,说明 GloVe 综合了全局词汇的共现信息和 Word2Vec 局部窗口上下文的优势是有效的,而且不需要计算共现次数为 0 的词对,在矩阵计算中有效的减少了计算量。

4.2 基于 IAGNN 的节点表示

为了验证 IAGNN 模型生成节点表示的准确性,在多个数据集上使用 IAGNN 与几种相似的图网络进行对比,具体通过节点分类与链路预测这两个下游任务进行衡量。

实验基本设置如下:当应用 L_2 正则化时, $\alpha = 0.2$, $\lambda = 0.0005$ 。对于所有方法和数据集,epochs 设置为 10 000,dropout 设置为 0.6,初始学习率为 0.005。根据样本量,用于计算节点之间拓扑影响的常数 a 、 b 和

c 分别设置为 60、10 和 40。为了公平起见,该文按照对比算法原文的默认参数进行设置,包括 GAT^[18]、GCN^[19]、GraphSage^[20] 和 AGNN^[21]。

表 2 显示了在 Twitter、Weibo、Digg 和 Cora 四个数据集上的五种图网络表示学习方法在节点分类任务上的实验结果。总体而言,实验结果表明提出的 IAGNN 模型的性能优于其他比较算法,这表明在节点嵌入训练过程中,IAGNN 保留了网络中节点的拓扑结构和基本影响。除此之外,由表中结果可以观察到 GAT 的性能也较好,这可能是由于 GAT 和 IAGNN 涉及的注意力机制促进了预测精度的提升。在非社交网络形式的 Cora 和 CiteSeer 数据集上的结果表明,所提出的 IAGNN 可以适用于更为广泛的业务领域。总之,IAGNN 通过在生成影响信息矩阵时保留了图的拓扑结构来提高节点嵌入的准确性。

表 2 节点分类算法精度比较

模型	Twitter	Weibo	Digg	Cora
GAT	0.82	0.91	0.85	0.84
GCN	0.76	0.92	0.85	0.80
GraphSage	0.79	0.88	0.82	0.84
AGNN	0.82	0.93	0.86	0.85
IAGNN	0.86	0.95	0.87	0.87

链路预测任务可以描述两个节点之间建立连接关系的可能行。表 3 显示了 GAT、GCN 以及提出的 IAGNN 三种算法在不同数据集上进行链路预测任务的 AUC 性能比较。可以看到,IAGNN 模型的 AUC 性能在链路预测任务中明显优于所有基线。

表 3 链路预测算法 AUC 性能比较

模型	Twitter	Weibo	Digg	Cora	CiteSeer
GAT	0.48	0.49	0.50	0.49	0.49
GCN	0.49	0.49	0.48	0.49	0.48
IAGNN	0.51	0.58	0.55	0.51	0.53

5 结束语

针对农产品销售特征设计了一个农产品销售途径

推荐系统。系统通过 AP-GloVe 方法为用户推荐预售产品适合的销售地,并借助销售地模块结果对销售商等数据分析处理来为用户推荐预售产品的销售商,最终利用 IAGNN 网络模型解决预售产品潜在买家推荐问题,在相关实验中取得了优于基线的效果。然而实际的农产品销售还面临政策、资金、环境等多方面的影响,随着数据越来越多元化与技术的不断革新,农产品线上销售的道路上还有很多方面值得去研究。

参考文献:

- [1] 郑会青,庄佩芬. 经济距离对农产品贸易成本的影响——基于我国与“一带一路”国家的实证[J]. 商业经济研究, 2022(4):153-156.
- [2] 胡 琪,朱定局,吴惠舜,等. 智能推荐系统研究综述[J]. 计算机系统应用,2022,31(4):47-58.
- [3] 曾 春,邢春晓,周立柱. 基于内容过滤的个性化搜索算法[J]. 软件学报,2003,14(5):999-1004.
- [4] 赵俊逸,庄福振,敖 翔,等. 协同过滤推荐系统综述[J]. 信息安全学报,2021,6(5):17-34.
- [5] 李盼颖,韩雨轩,温秀梅. 基于用户和内容的混合模式推荐算法研究[J]. 软件,2022,43(2):13-15.
- [6] 李建军,付 佳,杨 玉,等. 基于用户兴趣的农产品推荐技术研究[J]. 计算机科学,2020,47(6A):521-525.
- [7] 李亚峰,刘志丽. 基于分类算法的农产品电商推荐系统的设计与实现[J]. 农家参谋,2020(24):61.
- [8] 邹诗雨. 基于情感分析的农产品推荐系统研究[D]. 南昌:江西农业大学,2019.
- [9] 苏启琛,苏 洋. 一种基于内容的生鲜产品推荐算法[J]. 电脑知识与技术,2020,16(28):189-191.
- [10] LE Q V,MIKOLOV T. Distributed representations of sentences and documents[J]. arXiv:1405.4053,2014.
- [11] DEVLIN J,CHANG M W,LEE K,et al. Bert:pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv:1810.04805,2018.
- [12] PENNINGTON J,SOCHER R,MANNING C D. Glove:global vectors for word representation[C]//Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP). Doha:Association for Computational Linguistics,2014:1532-1543.
- [13] 谭 琪,张凤荔,张志扬,等. 社交网络用户影响力的建模方法[J]. 计算机科学,2021,48(2):76-86.
- [14] 房 旋,陈升波,宫 婧,等. 基于社交影响力的推荐算法[J]. 计算机技术与发展,2016,26(6):31-36.
- [15] 郭 静,曹亚男,周 川,等. 基于线性阈值模型的影响力传播权重学习[J]. 电子与信息学报,2014,36(8):1804-1809.
- [16] YU B,ZHANG Y,XIE Y,et al. Influence-aware graph neural networks[J]. Applied Soft Computing,2021,104:107169.
- [17] VASWANI A,SHAZEER N,PARMAR N,et al. Attention is all you need[J]. arXiv:1706.03762,2017.
- [18] VELIČKOVIĆ P,CUCURULL G,CASANOVA A,et al. Graph attention networks[J]. arXiv:1710.10903,2017.
- [19] KIPF T N,WELLING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv:1609.02907,2016.
- [20] HAMILTON W,YING Z,LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[J]. arXiv:1706.02216,2017.
- [21] THEKUMPARAMPIL K,WANG C,OH S,et al. Attention-based graph neural network for semi-supervised learning[J]. arXiv:1803.03735,2018.