

基于SOM神经网络和排序 因子分解机的图书资源精 准推荐

汇报人：

2024-01-12





目录

- 引言
- SOM神经网络基本原理
- 排序因子分解机基本原理
- 基于SOM神经网络和排序因子分解机的图书资源精准推荐模型构建
- 实验设计与结果分析
- 总结与展望



01

引言



图书资源推荐的重要性

随着互联网和电子商务的快速发展，图书资源日益丰富，如何为用户提供精准的图书推荐变得尤为重要。

SOM神经网络的优势

SOM (Self-Organizing Map) 神经网络是一种无监督学习算法，具有良好的聚类特性和可视化效果，适用于处理大规模、高维度的图书数据。



排序因子分解机的应用

排序因子分解机 (Factorization Machine for Ranking , 简称FMR) 是一种基于因子分解机的排序算法，能够有效地处理稀疏数据，提高推荐准确性。



国内外研究现状



神经网络在推荐系统中的应用

近年来，神经网络在推荐系统领域取得了显著成果，如深度学习模型、卷积神经网络等。

因子分解机的研究进展

因子分解机作为一种高效的机器学习算法，在推荐系统、点击率预测等方面得到了广泛应用。

SOM与FMR的结合研究

目前，将SOM神经网络与排序因子分解机相结合的研究尚处于起步阶段，具有较大的研究空间和应用前景。





本文研究内容与创新点



研究内容

本文提出了一种基于SOM神经网络和排序因子分解机的图书资源精准推荐方法。首先，利用SOM神经网络对图书资源进行聚类，降低数据维度；然后，采用排序因子分解机对聚类后的数据进行训练和预测，生成推荐列表。

创新点

本文将SOM神经网络与排序因子分解机相结合，充分利用了SOM的聚类优势和FMR的排序能力，提高了图书资源推荐的准确性和效率。同时，该方法具有较强的通用性和可扩展性，可应用于其他领域的推荐问题。



02

SOM神经网络基本原理



●●●●● SOM神经网络概述

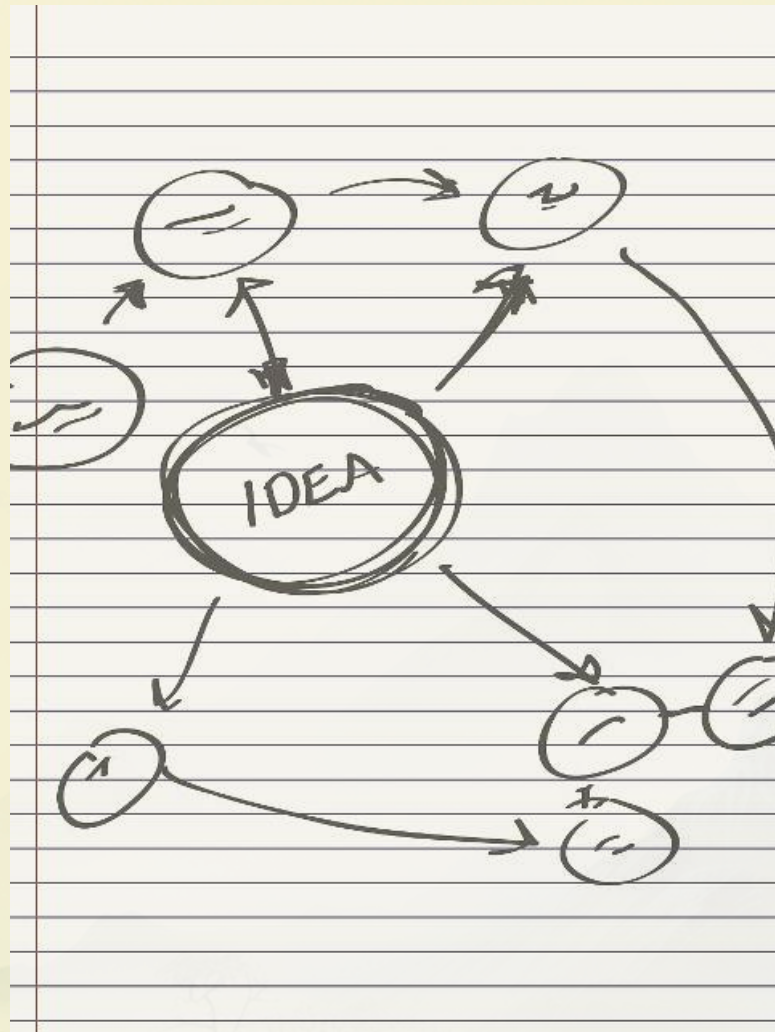


自组织映射神经网络 (SOM)

SOM是一种无监督学习神经网络，通过模拟人脑对信号处理的特点，将高维数据映射到低维空间，同时保持数据的拓扑结构不变。

应用领域

SOM神经网络在模式识别、数据挖掘、图像处理等领域有广泛应用，特别适用于处理大规模、高维度的数据集。





SOM神经网络结构



输入层

接收外部输入信号，每个输入节点对应一个特征维度。

竞争层

实现数据的自组织映射，每个节点代表一个聚类中心。竞争层节点通过竞争机制，使得与输入信号最相似的节点获得胜利。

权重调整

根据竞争结果，调整获胜节点及其邻域节点的权重，使得网络逐渐学习到数据的内在结构和特征。



SOM神经网络算法流程



初始化

随机初始化竞争层节点的权重向量。

权重更新

根据获胜节点及其邻域节点的权重调整规则，更新网络权重。



竞争过程

对于每个输入信号，计算其与竞争层所有节点的相似度，选择相似度最高的节点作为获胜节点。

迭代优化

不断重复竞争和权重更新过程，直到网络达到稳定状态或满足停止条件。



03

排序因子分解机基本原理





排序因子分解机概述



排序因子分解机 (Factorization Machine for Ranking , 简称FMR) 是一种基于因子分解机的排序算法 , 用于解决推荐系统中的排序问题。

FMR通过引入隐因子来建模特征之间的交互作用 , 从而能够捕捉非线性关系 , 提高推荐准确性。



FMR适用于处理大规模稀疏数据 , 在图书资源推荐中具有广泛应用。

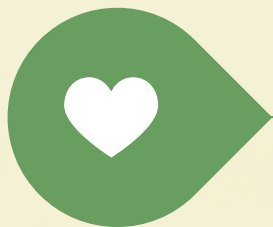


排序因子分解机模型结构



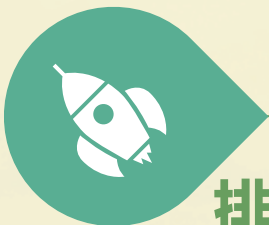
输入层

接收用户、图书等特征向量作为输入。



因子分解层

将输入特征向量映射到隐因子空间，学习特征之间的交互作用。



排序层

根据隐因子空间中的特征表示，计算用户对不同图书的偏好得分，并进行排序。



输出层

输出排序结果，即为用户推荐的图书列表。





排序因子分解机算法流程



数据预处理

对原始数据进行清洗、转换和特征工程等操作，生成适用于FMR模型的特征向量。

模型训练

使用训练数据集对FMR模型进行训练，学习模型参数和隐因子表示。

预测与排序

将测试数据集输入到训练好的FMR模型中，计算用户对不同图书的偏好得分，并进行排序。

结果评估

采用合适的评估指标（如准确率、召回率、NDCG等）对推荐结果进行评估，以衡量模型的性能。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/707125055126006132>