

Research on Clothing Element Trend Prediction Algorithm Based on Deep Neural Network

Lisai Luo Luxiao Zhu

Shaanxi Fashion Engineering University, Xianyang, Shaanxi, 712046, China

Abstract

The fashion industry is developing rapidly, and accurately predicting the trends of clothing elements is extremely important. However, traditional prediction methods rely on expert experience and historical data, which are inefficient. Therefore, this study aims to explore a clothing element trend prediction algorithm based on deep neural networks, and improve the accuracy and efficiency of prediction by designing and experimentally verifying the model. The paper introduces the basic knowledge of deep neural networks, such as network structure, training methods, commonly used activation functions, and optimization algorithms. It focuses on analyzing key steps such as data collection and preprocessing, model architecture design, feature extraction and selection, and model training and validation. The final research results indicate that deep neural networks perform well in processing complex fashion trend data and can provide strong support for forward-looking decisions in the fashion industry.

Keywords

deep neural network; clothing elements; trend prediction; model design; data preprocessing; feature extraction

基于深度神经网络的服装元素趋势预测算法研究

罗李赛 朱鲁晓

陕西服装工程学院, 中国·陕西 咸阳 712046

摘要

时尚产业发展迅速, 准确预测服装元素的趋势极为重要, 可传统预测方法依靠专家经验和历史数据, 效率低下, 所以本研究旨在探讨基于深度神经网络的服装元素趋势预测算法, 通过设计和实验验证模型以提升预测的准确性与效率。论文介绍了深度学习的基础知识, 像网络结构、训练方法以及常用激活函数和优化算法等, 着重分析了数据收集与预处理、模型架构设计、特征提取与选择以及模型训练与验证等关键步骤。最终研究结果表明, 深度学习在处理复杂的时尚趋势数据方面表现出色, 能够为时尚产业的前瞻性决策提供有力支持。

关键词

深度学习; 服装元素; 趋势预测; 模型设计; 数据预处理; 特征提取

1 引言

传统的预测方法往往依靠专家经验与历史数据, 效率较低。但近年来深度学习技术取得突破, 为趋势预测带来了新的契机, 因其具有强大的特征学习和高效的数据处理能力, 能够挖掘更复杂的时尚趋势信息。所以, 本研究旨在探讨基于深度神经网络的服装元素趋势预测算法, 通过模型设计和实验验证来提升趋势预测的准确性与效率, 进而为时尚产业的前瞻性决策提供支持。

【基金项目】 陕西服装工程学院校级科研项目, 2023XKZ52, 基于深度神经网络的服装元素趋势预测算法研究。

【作者简介】 罗李赛 (1994-), 女, 中国山西运城人, 硕士, 助教, 从事人机语音交互研究。

2 深度学习基础

2.1 深度学习概述

深度学习 (DNN) 是现代深度学习的重要部分, 在识别、自然语言处理等好多领域都有显著成果。它的关键在于靠多层次的神经网络结构来做特征提取和数据表示。深度学习的基本想法是借多个隐藏层的非线性映射, 把输入数据一层一层地变成更抽象的特征。这种分层的结构让深度学习能自动从数据里学复杂的模式, 不用人工去设计特征。和传统的浅层神经网络相比, 深度学习因为层数多, 能处理更复杂的数据关系, 所以在各种应用场景里表现出更好的性能。

2.2 神经网络的主要结构与组件

神经网络由输入层、隐藏层和输出层构成, 其中输入层负责接收原始数据并传给后面的层, 每个神经网络层都有多个通过连接权重互相连接的神经元, 隐藏层作为核心通过

非线性变换逐层处理数据以提取更高层次特征，深度神经网络的隐藏层通常很深，包含多个如用于提取特征的卷积层、用于降维和压缩特征的池化层以及用于最后分类或回归任务的全连接层等具有特定功能的层，输出层将网络处理结果变成最终的预测结果或分类标签，网络性能在很大程度上取决于隐藏层的设计，像层数、每层神经元数量及连接方式等。

2.3 训练深度神经网络的方法

前向传播是数据从输入层逐层传到输出层从而生成网络的预测结果，损失计算是用损失函数（如均方误差、交叉熵等）来评估预测结果跟真实标签的差异，损失值当作优化目标，反向传播是算出损失函数相对于网络权重的梯度，再用梯度下降算法更新网络里的权重来让损失函数最小化。因为深度神经网络一般有很多参数和层级，所以训练过程得耗费大量计算资源和时间，为提升训练效果和效率，常用的技术有批量训练、数据增强和早停。

2.4 深度学习中的常用激活函数与优化算法

激活函数负责引入非线性变换，让神经网络能处理复杂的非线性关系，常用的有 Sigmoid、Tanh 和 ReLU。Sigmoid 函数把输入映射在 0~1 之间，适合二分类任务，可在深度网络里容易造成梯度消失问题。Tanh 函数把输入映射在 -1~1 之间，比 Sigmoid 函数非线性表达能力更强，但在深层网络中还是可能导致梯度消失。ReLU 函数对输入进行非线性变换，把负值变成 0，保留正值，计算效率高，梯度消失问题少，是现在最常用的激活函数。常见的优化算法有梯度下降算法随机梯度下降算法（SGD）和 Adam 优化算法。梯度下降算法通过算损失函数相对于权重的梯度，再按梯度更新权重，优点是实现简单，理论基础扎实。随机梯度下降算法每次更新用一个小批量的训练数据，能减少计算开销，增加训练随机性，有助于跳出局部最优解。Adam 优化算法结合了动量法和自适应学习率的长处，能在训练时自适应调整学习率，提高训练效率和模型的稳定性。选对合适的激活函数和优化算法是深度学习模型设计的重要环节，直接影响模型的训练效果和应用性能。

3 服装元素趋势预测模型设计

3.1 数据收集与预处理

数据收集要覆盖广泛来源来获取全面的服装元素信息，比如从时尚网站、社交媒体、在线零售平台和时尚杂志等渠道收集，比如获取时尚网站上最新服装的图片、用户评论和购买记录，从社交媒体中提取和流行趋势相关的标签和讨论内容，这些数据能给模型提供多维度信息，如视觉特征、文本描述和用户反馈。而数据预处理的任务是把原始数据变成适合模型训练的格式，数据得先统一尺寸保证输入一致，再进行色彩标准化、调整亮度和对比度来减少环境影响，接着用增强技术增加数据多样性提升模型泛化能力。文本数据常用分词、去除停用词、词干提取和词向量表示等处理方法，

还要标准化和归一化数据确保各特征同尺度处理，提高模型训练效率和效果。

以某知名时尚电商平台的服装元素趋势预测项目来说，团队从平台历史销售记录、用户评价和产品图片提取数据，销售记录有每款服装的销量、价格和销售时间，用户评价包含评论文本、评分和用户基本信息，产品图片提供服装视觉特征，为保证数据准确全面，团队还从社交媒体收集时尚相关标签和帖子捕捉流行趋势和用户关注点。在数据预处理阶段，团队先处理数据，把所有服装图片统一调整为 256×256 ，保持输入一致，用随机旋转、水平翻转和颜色调整等增强技术扩充数据集增强模型鲁棒性，文本数据处理用分词工具对用户评论分词，通过去除停用词和词干提取简化文本，再用 Word2Vec 算法把词语转为向量方便后续模型训练，数据预处理后进行标准化，把文本特征缩放到统一范围，最后把处理后的数据分成训练集、验证集和测试集，保证模型有效训练并评估性能。

3.2 模型架构设计

在服装元素趋势预测里，模型架构设计是保证预测准确有效核心的一步。设计恰当的模型架构得综合考虑数据类型、任务要求还有计算资源这些因素。比如对于数据，常用卷积神经网络（CNN）来做特征提取，CNN 通过卷积层提取局部特征，靠池化层降低数据维度还能保留重要信息，这种层次化结构能让 CNN 自动学习空间层次关系，把特征提取效果提高了。对于时间序列数据或者文本数据，循环神经网络以及它的变体，如长短期记忆网络和门控循环单元就更合适。

在具体的模型架构设计时，用 CNN 给服装图做特征提取，把颜色、纹理和款式这些信息提取出来，接着把这些特征放进 RNN 里，分析在时间序列里的变化趋势，这样能把特征和时序数据的优势结合起来，让预测更准。另外，为让模型性能更好，还能用多层网络结构和注意力机制，多层网络结构靠增加网络深度能抓住更复杂的特征，注意力机制能自动聚焦在数据重要部分，进一步让模型表现更好^[1]。

在一个实际的服装元素趋势预测项目中，设计团队选了把卷积神经网络和长短期记忆网络结合的混合架构，来处理文本数据的复杂任务。首先，团队用 CNN 处理服装图，网络架构有多个卷积层和池化层，通过卷积层提取图的边缘、纹理和颜色这样的基本特征，通过池化层降低特征维度并保留关键信息。具体来讲，网络前几层用小卷积核（ 3×3 ）做局部特征提取，更深层的卷积层用大些的卷积核（ 5×5 ）捕捉全局特征。特征提取完后，团队把这些特征送进 LSTM 网络做时间序列分析，如某一款服装的流行趋势怎么随时间波动。LSTM 的网络设计有多个 LSTM 单元和门控机制，通过长短期记忆单元抓住长期依赖关系，处理服装趋势的时间序列数据。此外，团队还引入了注意力机制，在 LSTM 层加了自注意力模块，自动关注有显著趋势变化的特征，提

高模型预测的准确性。最后模型经过大量训练和调优，效果不错。用这种混合架构，团队成功把征和时间序列数据的优势结合起来，提高了对未来服装元素趋势的预测能力。

3.3 特征提取与选择

在服装元素趋势预测里，特征提取是要从原始数据里提炼有用信息，方便模型有效训练和预测。数据的特征提取主要靠卷积神经网络，靠卷积层提取低级（如边缘、角点）和高级特征（如颜色模式、纹理），具体提取过程有卷积操作、激活函数应用和池化操作。卷积操作是用卷积核跟局部区域做卷积计算，激活函数让模型非线性能力增强，池化操作能减小特征图尺寸，降低计算复杂度。文本数据的特征提取常用词袋模型、词向量表示和 TF-IDF（词频—逆文档频率）方法。特征选择是从提取的特征里挑出对预测任务最有价值的部分，这不但能提升模型预测性能，还能减少计算开销，提高训练效率，常用方法有过滤法、包裹法和嵌入法。过滤法用统计测试（卡方检验、相关系数分析）评估特征，挑出跟目标变量关系近的特征。包裹法用特定机器学习算法（递归特征消除）逐步评估特征组合性能，选最优特征集。嵌入法把特征选择过程放进模型训练里（L1 正则化），通过训练自动选择重要特征。

在某服装元素趋势预测项目中，特征提取与选择过程精心设计了。项目里，团队先比如卷积神经网络对服装图做特征提取，具体是设计了一个有五层卷积层和两层池化层的 CNN 架构。前两层用小卷积核（ 3×3 ）提取基本边缘特征，中间几层用大卷积核（ 5×5 ）抓更复杂图案和纹理。多次卷积和池化操作后，得到的特征图展平输入全连接层，得到最终特征表示。文本数据处理时，团队用 Word2Vec 词向量模型把评论文本变成向量形式抓词汇语义关系。特征选择时，团队用多种方法优化特征集。先利用过滤法里的卡方检验对图和文本特征初步筛选，去掉跟趋势预测关系不大的特征。接着用包裹法里的递归特征消除（RFE）算法逐步评估剩余特征，训练多个模型比性能，最后制定最优特征集。此外，团队在模型训练里用 L1 正则化进一步精简特征集，保证模型能集中关注对趋势预测最重要的特征。特征选择后的模型在验证集上预测准确率显著提高，达到 92%。

3.4 模型训练与验证

训练过程就是通过不断反复迭代来优化模型参数，让模型能准确从数据里学习和做预测。这通常得先定义损失函数、选好优化算法、设定超参数等。损失函数能衡量模型预

测跟实际值的差距，优化算法能调整模型参数来把损失函数最小化，比如随机梯度下降、Adam、RMSprop 这些常见优化算法都各有特点，得按具体问题和数据选最合适的。训练时还得调模型超参数，比如学习率、批次大小、训练轮数这些。学习率管着模型参数更新幅度，太高太低都不好。批次大小决定每次更新参数用的数据量，训练轮数就是模型训练次数。可以用交叉验证在训练集上调模型，在验证集上评估性能，防止过拟合。验证一般得算模型在验证集上的准确率、精确率、召回率、F1 值这些指标，看模型泛化能力咋样^[2]。

在一个实际的服装元素趋势预测项目里，团队针对图和文本数据弄了个混合模型，还做了详细的训练和验证。先把模型损失函数定成交叉熵损失来处理分类任务里的多类别预测，选了 Adam 优化算法，因为它在处理稀疏梯度和动态学习率上表现好。训练时把数据集分成训练集、验证集、测试集，训练集用来训练模型，验证集用来调优和选择参数，测试集用来最后评估性能。训练时把学习率设成 0.001，批次大小是 32，训练轮数 50，还用了早停策略和 Dropout 正则化防止过拟合。训练完了用验证集评估性能，准确率达 91%，F1 值 0.89，效果不错。为保证稳定又在测试集评估，结果跟验证集一样，说明在没见过数据上表现也稳定。此外团队还分析误差分布，根据结果调细节，进一步提高预测精度^[3]。

4 结语

本研究对基于深度神经网络的服装元素趋势预测方法进行了探讨，展示出其在时尚行业预测中的应用潜力。通过深入剖析深度神经网络的模型结构、数据处理及特征提取等关键环节，证实了该方法处理复杂数据时的高效性与准确性。研究结果既提升了预测的可靠性，又为时尚产业的趋势分析给予了科学依据和技术支持。但仍需进一步探索优化模型性能、处理更多样化输入数据以及结合实际应用中的挑战做出调整的方法。未来的研究可聚焦于将本方法和其他预测技术相结合，以进一步提高预测的综合性能与应用范围。

参考文献

- [1] 李亚辉,杨海峰,席广成,等.纺织品中功能性纳米材料的检测方法研究[J].分析仪器,2022(1):124-129.
- [2] 彭涛,彭迪,刘军平,等.基于图卷积神经网络的织物分类研究[J].计算机应用研究,2021(5):1581-1585.
- [3] 金亚雯,程蓓.性质相近的纺织纤维红外光谱法鉴别的实践[J].中国纤检,2018(11):78-80.