基于人工智能的数量化金融预测方法研究

程思鸿 高迅 卢春权 钟梓月 胡聪涵
江西财经大学

DOI:10.12238/ej.v7i12.2154

[摘要] 为了应对传统金融预测方法在处理复杂市场数据时的局限性,逐渐将人工智能技术引入数量化金融预测领域。通过采用机器学习和深度学习等先进算法,文章探讨了这些技术在金融市场预测中的应用现状与挑战。研究分析了监督学习、无监督学习和强化学习在金融数据处理中的具体应用,以及深度学习中的卷积神经网络和循环神经网络在时间序列预测中的优势,人工智能技术在提升预测准确性和处理大规模数据方面具有显著优势,但仍面临模型解释性不足和数据依赖性强等问题。因此,未来需要进一步改进模型的解释性、增强模型的泛化能力,并探索新算法,以应对不断变化的金融市场。

[关键词] 人工智能; 数量化金融; 预测方法; 机器学习; 深度学习

中图分类号: F8 **文献标识码:** A

Research on Quantitative Financial Forecasting Method based on Artificial Intelligence

Sihong Cheng Xun Gao Chunquan Lu Ziyue Zhong Conghan Hu

JANGXI UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

[Abstract] In order to cope with the limitations of traditional financial forecasting methods in dealing with complex market data, artificial intelligence technology is gradually introduced into the field of quantitative financial forecasting. By adopting advanced algorithms such as machine learning and deep learning, this paper discusses the application status and challenges of these technologies in financial market prediction. Research analyzes the supervised learning, unsupervised learning, learning and reinforcement learning in the specific application of financial data processing, and deep learning of convolution neural network and loop neural network in time series prediction, artificial intelligence technology in improving prediction accuracy and processing large-scale data has significant advantages, but still face insufficient explanatory model and strong data dependence. Therefore, in the future, the further explanatory improvement is needed to enhance the generalization ability of the model, and to explore new algorithms to cope with the changing financial markets.

[Key words] artificial intelligence; quantitative finance; predictive methods; machine learning; deep learning

引言

近年来,人工智能技术的迅猛发展为各行各业带来了深刻变革,金融领域尤为显著。在数量化金融预测中,传统的统计方法已逐渐显现出局限性,而人工智能技术则以其强大的数据处理和模式识别能力,逐步成为金融预测的重要工具。人工智能,特别是机器学习和深度学习,能够从海量的金融数据中提取复杂的模式,提供更为精准的预测结果。随着金融市场波动性的增加和数据量的激增,传统方法已难以应对复杂的市场环境,亟需引入更为先进的技术手段。因此,研究基于人工智能的金融预测方法,不仅具有重要的理论价值,也对实际应用具有深远的影响。

1 人工智能在金融预测中的应用

1.1 人工智能技术概述

人工智能(AI)技术涵盖了多种方法和工具,其中机器学习(ML)和深度学习(DL)是其核心组成部分。机器学习利用数据驱动的方法,通过算法模型从数据中学习,并进行预测或分类。常见的机器学习方法包括回归分析、决策树、随机森林、支持向量机(SVM)等。深度学习是机器学习的一个子集,通过构建深层神经网络模型,能够自动提取数据的复杂特征和高层次的抽象信息。深度学习的代表性模型包括卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN),它们在处理图像数据和时序数据方面表现突出。人工智能技术在金融领域的应用主要体现在数据分析、预测建模和自动决策系统中。通过对金融数据的深度分析和学习,人工智能能够识别出潜在的市场趋势和投资机会,提高金融决策的科学性和精准性。

1.2 人工智能在金融市场预测中的应用现状

人工智能技术已逐步应用于金融市场预测领域。以回归分析为代表的机器学习模型,已被广泛地应用于股价、市场走势及风险评估等领域。作为一个例子,我们可以通过学习历史数据来预测未来的价格趋势;分类算法是用来区分市场状况,辅助投资者作出买进或卖出的决定。其中,以卷积神经网络、循环神经网络为代表的深度学习技术在时间序列预测、高频交易等领域展现出强大的应用潜力。卷积神经网络可以很好地解决金融数据的图像表示与特征抽取问题,而循环神经网络可以有效地处理时间序列数据,捕捉金融市场的动态变化。虽然人工智能技术已经在金融市场上取得了长足的发展,但是它的应用仍然受到数据质量、模型复杂度以及市场波动等多种因素的影响。

1.3 人工智能技术的优势与挑战

人工智能在财务预测方面的优势在于它对数据的处理能力,预测精度高。首先,人工智能技术可以从海量金融数据中提取有用信息,实现传统方法很难实现的目标。其次,利用机器学习、深度学习等方法,实现对金融市场预测的自动优化,持续提高预测精度与可靠性。此外,人工智能还具有实时处理数据的能力,能够适应市场环境的快速变化,为企业的投资决策提供及时的信息支持。但是,人工智能技术的发展也面临着诸多挑战^[1]。首先,由于模型的黑箱特征,预测结果难以解释,投资者很难理解其决策过程,因此,文章提出了一种基于“黑箱”模型的方法。其次,人工智能模型高度依赖于数据的质量,数据中的噪音、缺失等因素都会对预测结果产生影响。最后,由于金融市场具有复杂、非线性等特点,模型对历史数据的拟合程度较高,很难应对未来市场的变化。

2 基于机器学习的金融预测方法

2.1 监督学习方法

监督学习是一种通过标记数据进行训练的机器学习方法,其核心在于利用已知的输入和输出对来训练模型,以便对新的数据进行预测。在金融预测中,监督学习主要用于回归和分类任务。以股票价格预测为例,回归分析是一种常用的方法。回归模型通过对历史股票价格、交易量、财务指标等数据进行训练,建立预测模型。线性回归是最简单的一种方法,它通过拟合历史数据中的线性关系来预测未来价格。例如,使用线性回归模型可以预测某只股票的未來价格走势,基于历史数据中的价格波动和其他相关因素。分类任务则可以用于市场状态预测。例如,支持向量机(SVM)被广泛应用于分类问题。通过训练模型识别“上涨”或“下跌”的市场状态,SVM能够帮助投资者做出买入或卖出的决策。在实际应用中,某些金融机构使用SVM模型来预测市场的波动趋势,并调整投资组合以规避风险。监督学习的优势在于能够利用已标记的历史数据进行准确的预测,但其效果受限于数据的质量和特征的选择,数据噪声或不完整的信息可能会影响模型的性能。

2.2 无监督学习方法

无监督学习是一种不依赖于标记数据的学习方法,其目标是从未标记的数据中发现潜在的模式和结构。在金融预测中,

无监督学习主要用于数据聚类和降维。数据聚类算法如K均值聚类可以将市场中的股票或投资组合分为不同的组别,以便进行进一步分析。例如,通过K均值聚类,可以将具有相似价格波动模式的股票分为一个群组,从而识别出相关的股票投资机会。无监督学习中的主成分分析(PCA)是一种常用的降维技术,用于处理高维金融数据。PCA可以减少数据的维度,同时保留尽可能多的原始数据的变异信息。例如,在分析复杂的金融市场数据时,PCA能够将多维数据转化为少数几个主要成分,从而简化数据处理的训练过程。这种方法有助于降低计算复杂性,提高模型的训练效率。然而,无监督学习方法的結果通常难以解释,需要结合其他分析方法进行综合判断^[2]。

2.3 强化学习方法

强化学习是一种以奖赏机制为基础的学习方法,它通过与环境交互作用,根据奖惩结果来优化决策策略。强化学习是财务预测中的一个重要研究方向。利用深度Q-网络(DQN)对交易策略进行优化是一种典型的应用^[3]。DQN模型可藉由模拟的市场环境来学习最优的买进与卖出策略,以达到最大的长期回报。比如,一些研究使用DQN模型来进行模拟交易,在不同的市场环境下,通过不断地试错来学习最优的交易策略,以获得稳定的回报。强化学习技术具有很强的适应性,可以根据市场动态变化调整策略。但是,训练过程复杂,计算量大,对数据量大,仿真环境要求高。在实际应用中,强化学习模型需要精心设计奖赏机制,使其既能有效地学习策略,又能避免过度拟合市场噪音。

2.4 模型评估与选择

模型评价和筛选是保证机器学习模型能够很好地应用于财务预测的一个重要环节。常用的评价标准有均方误差,准确度,召回率,F1得分等。在回归模型中引入均方误差,测量预测值和实际值的差值;然后利用准确率、召回率和F1得分等指标建立分类模型,对分类性能进行评价。比如,利用均方误差对股票价格进行预测,可以将回归模型的预测精度量化;在市场状态分类任务中,利用正确率和F1值来评价分类模型的有效性。模型选择是对不同模型进行比较,通常采用交叉验证、网格搜索等方法来寻找模型的最优参数配置。这样,金融机构就可以根据自己的具体需要,选择合适的模型,提高预测的精度和稳定性。有效的模型评价与选取是财务预测应用的可靠与有效保障。

3 基于深度学习的金融预测方法

3.1 神经网络基础

神经网络是深度学习的核心模型,其结构灵感源自生物神经系统。一个标准的前馈神经网络包括输入层、隐藏层和输出层。每个神经元通过激活函数处理输入信息,然后将结果传递到下一层。常用的激活函数包括ReLU(修正线性单元)和Sigmoid函数。前馈神经网络在处理金融数据时,通常用于建立预测模型。例如,通过对股票历史价格和交易量数据进行训练,神经网络可以预测未来的价格走势。网络的训练过程包括前向传播和反向传播。前向传播通过输入数据计算输出,反向传播则通过误差梯度优化权重,以最小化预测误差。虽然前馈神经网络在结构

上较为简单,但其强大的特征学习能力使其在金融预测中发挥了重要作用^[4]。

3.2 卷积神经网络在金融预测中的应用

卷积神经网络(CNN)最初用于图像处理,但其特征提取能力在金融预测中也展现出了重要价值。CNN通过卷积层自动提取数据的局部特征,并通过池化层减少数据的维度。例如,在股票市场分析中,CNN可以应用于金融图表数据的分析。以K线图为例,CNN能够识别图表中的技术指标模式,如头肩顶、双底等,从而预测未来的市场走势。具体应用中,CNN模型可以将K线图作为输入,通过卷积层提取关键特征,并通过全连接层进行预测。实际案例中,一些研究利用CNN来分析股市的图表数据,取得了较好的预测效果。这种方法的优势在于能够自动学习特征,无需人工提取,提高了预测的准确性。然而,CNN在处理图像数据时需要较大的计算资源,模型训练时间较长。

3.3 循环神经网络与时间序列预测

循环神经网络(RNN)因其结构特征可以捕捉时间序列中的时间相关性,因此非常适合处理时间序列数据。递归神经网络利用时间步间的隐含状态信息来记忆过去,因此可以处理长、短序列数据的相关性^[5]。长短时记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU)是改进后的循环神经网络,能更好地应对长时依赖关系。比如,LSTM可以对过去的价格数据进行处理,从而捕捉股价的长期趋势。在实际应用中,LSTM模型可以充分利用历史数据对未来价格进行预测。比如,一些研究利用LSTM网络训练股票市场的历史数据,得到了良好的预测结果。

3.4 深度学习模型的优化与调优

深度学习模型的优化与调优是提高模型性能的重要环节。为了使损失函数最小,常采用随机梯度下降法、Adam法、RMSprop等优化算法进行权重更新。Adam优化器自适应地调节学习速率,加快了学习速度,加快了收敛速度。比如,利用Adam优化算法,能够快速找到模型的最优参数,从而提高预测的准确性。另外,在模型优化过程中,超参数调整是一个非常重要的步骤。在此基础上,采用网格搜索和随机搜索相结合的方法,得到了最优超参数组合,如学习速率,批量规模,网络层数等。在实际应用中,Dropout、L2正则化等正则化方法同样可以有效地避免过拟合问题,提高模型的推广能力。针对诸如LSTM模型等复杂金融预测问题,合理的超参数配置与正则化方法可以显著提高模型的

预测精度与稳定性。

4 结论

综上所述,基于人工智能的数量化金融预测方法的最新进展,重点探讨了机器学习和深度学习在金融市场预测中的应用。研究表明,人工智能技术,特别是机器学习和深度学习,能够显著提升金融预测的准确性和效率。机器学习中的监督学习、无监督学习及强化学习方法,分别通过分类、聚类和策略优化,展示了其在金融数据处理中的强大能力;深度学习中的卷积神经网络和循环神经网络,进一步增强了对复杂时间序列数据的建模能力。然而,当前方法仍面临模型解释性不足、数据依赖性强等挑战。未来的研究应着重于改进模型的解释性、提高模型的泛化能力,并探索新的算法和技术,以应对金融市场的不断变化。

[参考文献]

- [1]曾志豪,王金恒.优化算法下LSTM模型在金融预测中的准确性研究[J].电脑编程技巧与维护,2023,(11):60-64+75.
- [2]夏春华.统计方法在财务风险管理和金融预测中的应用[J].全国流通经济,2021,(19):181-183.
- [3]沈斌,温涛.基于IOWA算子的一维AR(p)组合金融预测模型[J].统计与决策,2020,36(07):37-40.
- [4]姜庭欣.金融科技视角下人工智能在金融领域的实践路径研究[J].金融客,2023,(11):1-3.
- [5]杨双源.人工智能对金融监管的影响与应用[J].产业创新研究,2023,(19):138-140.

作者简介:

- 程思鸿(2004--),男,汉族,江西省抚州人,本科,研究方向:金融科技。
- 高迅(2005--),女,汉族,江西南昌人,本科,研究方向:金融学。
- 卢春权(2004--),男,汉族,湖南省长沙人,本科,研究方向:保险精算。
- 钟梓月(2005--),男,汉族,江西吉安人,本科,研究方向:金融工程。
- 胡聪涵(2005--),男,汉族,河北省邢台市人,本科,研究方向:金融方向。