

深度学习在金融风险管理领域的应用

□文 / 席悦欣 卢万青

(广东外语外贸大学金融学院 广东·广州)

[提要] 随着科学技术的发展以及金融市场数据愈加复杂化的特性,深度学习模型更为适合金融市场上数据规模大、高维度以及流数据特性的数据特征,其应用不但在金融风险管理领域中的预测分析方法进行了提升,而且促使实证研究范式从线性向非线性转变、从关注参数显著性向关注模型结构和动态特征转变,同时能够更好地捕捉尾部风险,在实证领域的成果在一定程度上助推相关金融风险管理理论的成长与完善。但深度学习的应用也面临着程序错误、主观判断误差、金融监管不足等方面的挑战。为此,在金融风险管理领域中需要合理运用深度学习模型。

关键词 深度学习,金融风险管理,卷积神经网络,深度置信网络,堆栈自编码网络

基金项目 2016年教育部重大课题攻关项目:“培育我国国际竞争新优势建设贸易强国的战略路径研究”(项目编号:16JZD018);广东外语外贸大学特色创新(师生共研类)项目:“中央政府与地方政府的委托-代理关系与地方经济增长方式的转换”(项目编号:299-X5217403)

中图分类号 F83 文献标识码 A

收录日期 2018年5月28日

DOI:10.13665/j.cnki.hzjyjkj.2018.16.029

一、引言

金融市场中的主体都面临着收益和损失的不确定性,金融产品和工具的多样化趋势,都体现着风险管理的重要性。全球市场在过去的几十年间发生了数次规模巨大的金融危机事件,例如影响全球股市的1987年的黑色星期一事件、1997年的亚洲金融危机、2008年的美国次贷危机以及全球金融危机。各家公司也都面临着各种风险。无处不在的风险日益成为悬在金融市场主体上的一把“达摩克利斯之剑”。与此同时,计算机技术发展迅速,数据信息的多样性以及数据分析技术的应用,给具有大数据特征的金融风险管理分析带来了机遇和挑战,人工智能开始逐步应用于金融风险管理领域,引导着行业的变革。而在演进的发展过程中,深度学习是解决人工智能应用能够发展的关键。金融市场是一个嘈杂的、具有非参数特点的动态系统,对金融数据进行分析与预测是一项极具挑战性的工作。但是,传统的计量方程模型或者是带有参数的模型已经不具备对复杂、高维度、带有噪音的金融市场数据序列进行分析建模的能力,而且传统的人工神经网络方法也无法准确分析建模如此复杂序列的数据,同时传统的机器学习的方法又十分依赖建模者的主观设计,很容易导致模型风险。这些方法在

应用过程中存在着过拟合、收敛慢等问题。而深度学习方法为金融数据分析提供了一个新的思路。

近年来,深度学习被广泛应用到人工智能任务中(如AlphaGo),并在图像处理、人脸识别、语音识别、文本处理等方面取得一系列成果。因此,随着金融数据复杂程度的提高,带来了对其分析需求的提升,因而深度学习的应用已经成为了金融风险管理领域的研究前沿,也必将在金融风险管理领域产生颠覆性的变革。

二、深度学习在金融风险管理领域主要应用研究

深度学习是通过人工神经网络发展而衍生的,包含复杂多层次的学习结构,其建立是基于模仿人类大脑的学习机制。深度学习模型通过对每一数据特征的学习,继而将新的特征输入到下一层中,在这个过程中新的特征是通过学习到的数据特征进行特定的特征变换得到的,提升了模型的预测效果。

堆栈自动编码器和深度置信网络模型是由自动编码器和受限玻尔兹曼机串联而组成的(Najafabadi et al. 2015),在针对大量数据时,这类结构具备对其进行无监督学习(Hinton and Salakhutdinov 2006),在运用深度置信网络时,其算法主要包括马尔科夫链蒙特卡罗算法、Gibbs采样算法、受限玻尔兹曼机评估算

法、重构误差、退火式重要性抽样等。卷积神经网络最早被用于图像识别领域,使其技术上在特征提取技术方面迈了一大步,应用原理为通过应用卷积核于局部特征提取得到新的模糊图像。在深度学习模型中,存在传统反向传播算法和梯度下降法计算成本较高的问题,为了进一步更好地应用深度学习模型,解决这些问题,Hinton et al.(2006)提出了贪心逐层算法,大大地减少了训练学习过程所需的时间。Raiko et al.(2012)发展了一种非线性变换方法,极大地提升了学习算法的速度,从而有利于寻找泛化性更好的分类器。Collobert(2011)发展了一种快速并且可以扩展的判别算法,使其用于自然语言解析,仅仅使用很少的基本文本特征便能得到性能,并且与现有的性能相差不多,而且大大提高了速度。学习率自适应方法如自适应梯度方法(Duchi et al. 2011),可以提升深度结构中训练的收敛性并且除去超参数中存在的学习率参数,Le Roux et al.(2008, 2011)提出了在学习场景中能提升训练过程速度的算法。这一系列算法改进,极大地改善了模型的预测效果,为深度学习在金融领域的发展奠定了基础。

(一)深度卷积神经网络在金融风险管理中的应用。在金融风险管理领域,深度卷积神经网络主要应用于预测及评估风险。不同于传统方法,深度学习模型不需要对收益率的分布进行假设和方差的估算。李卓(2017)提出了深度学习 VaR 测算方法,基于损失序列本身构建深度学习模型,研究发现此方法相较于 ARCH 族模型下的 VaR 计算更为精确。基于此,韩正一(2016)拓宽了银行风险监测和管理的方法和思路,应用最新的人工智能技术,即深度神经网络方法,于信贷风险监测领域,优化模型的训练方法,经过测试发现效果显著。Sirignano(2016)以深度神经网络为基本结构,基于真实事件的发生概率建立了深度学习模型,通过模拟价格的深层信息的 D 维数据空间局部特征生成一个低维的价格空间,从而对价格进行预测。该模型不仅能够应用与分析样本外时间的最优卖出价格和最优买入价格的联合分布,也能够对限价指令簿的其他行为进行建模分析,适用于对任一 D 维空间数据进行分析建模。他进一步指出,因为深度神经网络可以较好地提取限价指令簿的深层信息,故在应用于风险管理中,能较好地处理尾部风险,其研究具有特别的意义。

(二)深度置信网络在金融风险管理中的应用。深度置信网络在金融风险管理中的应用主要是对风险进行度量和预警。为了解决有监督学习问题,使受限波尔兹曼机能够较大程度地提取数据的行为特征,卢慕超(2017)提出了基于分类分区受限波尔兹曼机的

深度置信网络,利用单户企业财务数据,建立了财务危机预警模型,相较于其他方法预测更为准确。丁卫星(2015)基于深度置信网络模型,训练生成了一个五层的深度学习交易欺诈侦测系统,经过对数据的一系列处理,检验了模型的交易欺诈识别效果。

(三)堆栈自编码网络在金融风险管理中的应用。杨杰群(2015)认为深度学习是处理股指期货的有效方法,将深度学习网络用于股指期货的预测中进行研究,基于自动编码器等算法建立深度学习网络模型,并进行对比分析,最终根据交易抉择设计了用于交易的网络预测系统。另外,对金融产品与工具的有效管理,能够有效地避免一些金融市场上的非系统性风险。Fehrer and Feuerriegel(2015)基于递归自动编码器预测模型,利用 2004 年 1 月至 2011 年 6 月期间的股票数据,测试对已披露财务信息的反应。他们重点研究了特殊的新闻文本信息和异常收益率之间的相关关系,基于此模型对其进行预测。还有部分文献中,重点研究分析财务文本与风险信息的相关关系,对其进行风险预测。从银行、国家、欧洲三个层面,基于银行破产事件、政府干预行为等来研究分析文本信息中隐藏的银行危机信息,基于深度神经网络结构来挖掘其中的关系。

三、深度学习在金融风险管理领域中的应用贡献及挑战

(一)深度学习在金融风险管理领域中的应用贡献。传统方法在应用于具有复杂数据特征的金融风险管理领域容易出现以下问题:第一,传统建模方法往往难以挖掘复杂的数据特征,传统方法无法准确地反映金融市场特征,容易忽略很多外因,如政策变化、经济发展水平、行为预期及心理变化等与市场相关的因素,这些因素增加了发现金融风险隐藏的经济理论逻辑的困难(尚玉皇和郑挺国,2016);第二,传统模型由于过度依靠研究者的主观设计,包含了主观因素,导致设计具有不完整性的特征。另外,传统的线性方法需要强烈的“线性”假设,而传统的机器学习方法无法较好地处理噪音信号。这些问题制约了对金融市场中数据的准确预测与分析。

通过梳理已有相关国内外研究文献,在金融风险管理领域中,深度学习的贡献主要分为两个方面:一是深度学习具备强大的挖掘学习能力,能够更为准确地挖掘隐藏于数据深层的规律,更适用于具备规模大、维度高以及流数据的数据特征的金融市场,深度学习的应用不但推动了该领域中的预测方法的改进,还优化了适用于深度网络、解决无效训练问题的算法,带来了传统实证应用研究方法的进步;二是深度学习在金融风险管理领域数据分析方法的成果也推

动了相关经济理论的发展与完善。

(二)深度学习在金融风险管理领域中的应用挑战。金融科技不断发展给金融风险管理领域带来了机遇,同时深度学习在金融风险管理领域也面临着诸多挑战。第一,深度学习的应用面临着程序出错的风险,如果发生,那么基于此的数据分析就容易得到有误的结论。在金融风险管理过程中,基于对大量数据分析的结果,进而对风险进行预测和评估分析。如果程序发生了错误,研究者就无法做出正确的风险管理决策,进而遭受损失;第二,深度学习模型的正确运用需要研究者对深度学习模型具备深刻的理解,并且能够结合在金融风险管理领域的专业理论知识。由于模型的构建与优化较为复杂,研究者对金融市场及风险管理理论的准确认识极为重要,不了解相关理论知识,而单纯应用深度学习无法发挥模型的作用;第三,深度学习模型的发展及推广应用使得许多金融传统业务的运作模式发生了改变,使金融监管面临着新的挑战。现有的金融监管体系下难以界定由于金融科技故障进而导致的风险事件责任。这些都使得深度学习模型的应用存在一些问题。

四、在金融风险管理领域中合理运用深度学习的对策建议

在金融风险管理领域正确地运用深度学习模型有利于提升金融数据的处理速度、极大减少人力成本,进而推动金融风险管理过程的改进。同时,其应用也会存在着挑战。为此,探讨如何合理运用深度学习模型的问题具有深刻的意义。首先,需要正确认识金融系统中的深度学习运用,完善模型程序设计的原则及流程,尽量降低程序出现错误的概率;其次,完善深度学习的应用体系,制定相关的维护技术措施、人力措施,引进及培养相应领域的人才,加快转型;最后,完善深度学习在金融风险管理领域应用的监督措施,确保出现由于人工智能应用导致的重大问题或隐患时,具备相应的准则来界定风险处置责任。深度学习模型的应用在相关领域的完善也必将推动金融风险管理领域的快速发展。

主要参考文献:

- [1]于孝建,彭永喻.人工智能在金融风险管理领域的应用及挑战[J].南方金融,2017(9).
- [2]苏治,卢曼,李德轩.深度学习的金融实证应用:动态、贡献与展望[J].金融研究,2017(5).
- [3]于振,丁冰冰,刘永健.深度学习在农村金融行业风险管理中的应用研究[J].科技资讯,2017.15(15).
- [4]刘建伟,刘媛,罗雄麟.深度学习研究进展[J].计算机应用研究,2014.31(7).

[5]卢慕超.基于深度置信网络的商业银行信用风险预测实证研究[D].太原理工大学,2017.

[6]李卓.基于深度学习的VaR测算研究[D].兰州财经大学,2017.

[7]韩正一.基于深度神经网络的银行信贷风险监控模型研究及实验[D].郑州大学,2016.

[8]杨杰群.基于深度学习之股指期货交易[D].中国科学技术大学,2015.

[9]尚玉皇,郑挺国.短期利率波动测度与预测:基于混频宏观-短期利率模型[J].金融研究,2016(11).

[10]Najafabadi M.M.,Villanustre F.,Khoshgoftaar T.M., et al.Deep Learning Applications and Challenges in Big Data Analytics[J].Journal of Big Data,2015.2(1).

[11]Hinton G.E.,Salakhutdinov R..Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks [J].Science,2006.313(5786).

[12]Raiko T.,Valpola H.,Lecun Y..Deep Learning Made Easier by Linear Transformations in Perceptrons [C].Proc of the 15th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics,2012.

[13]Hinton G.E..A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines [M].Neural Networks:Tricks of the Trade.Berlin:Springer-Verlag,2013.

[14]Collobert R..Deep Learning for Efficient Discriminative Parsing [C].Proc of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics,2011.

[15]Duchi J.,Hazan E.,Singer Y..Adaptive Sub-gradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization[J].Journal of Machine Learning Research,2011.12(2).

[16]Schaul T.,Zhang S.,Lecun Y..No More Pesky Learning Rates [C].Proc of International Conference on Machine Learning,2013.

[17]Le Roux N.,Manzagol P.A.,Bengio Y..Top-moutoute Online Natural Gradient Algorithm [C].Proc of the 32nd Conference on Neural Information Processing Systems,2008.

[18]Le Roux N.,Bengio Y.,Fitzgibbon A.Improving First and Second-order Methods by Modeling Uncertainty[M].Optimization for Machine Learning,Cambridge:MIT Press,2011.