

# “数据要素×”背景下大宗商品 价格风险监管

徐亮<sup>1</sup>, 文婧<sup>1</sup>, 朱禹臣<sup>2</sup>, 唐显博<sup>3</sup>

(1. 西南财经大学 工商管理学院, 四川 成都 611130;

2. 澳门城市大学 商学院, 澳门 999078;

3. 悉尼大学 文学与社会科学学院, 亚新南威尔士州 悉尼 2006)

**摘要:**随着数字经济时代的到来,大宗商品市场面临诸如价格波动大、供应链不确定性等风险。为研究“数据要素×”背景下大宗商品价格风险监管问题,对大宗商品的关键地位和政策举措、“数据要素×”对大宗商品市场的塑造力、大宗商品交易风险的挑战和前景展望、大宗商品价格风险监测的紧迫性进行分析。研究发现,数据分析和人工智能等新兴技术正在彻底改变中国大宗商品市场,大宗商品面临数据采集、价格数据标签需求、知识图谱构建、风险动态预警等四大核心问题。研究表明,应借助深度学习对多源异构数据进行采集、借助知识元的标引和集成技术建立数据标签、借助数据挖掘等构建知识图谱、借助分级校准建立风险动态预警系统,提高投资者和决策者在大宗商品市场中的风险应对能力。

**关键词:**“数据要素×”;大宗商品;数字经济;风险监测;机器学习

中图分类号:F49

文献标志码:A

文章编号:1671-6248(2024)02-0082-16

收稿日期:2024-02-03

基金项目:国家自然科学基金项目(71971171);大商所“百校万才”工程研究项目(DECYJ202301)

作者简介:徐亮(1983-),男,四川乐山人,教授,博士研究生导师,管理学博士。

## Commodity price risk supervision in the context of “data element ×”

XU Liang<sup>1</sup>, WEN Jing<sup>1</sup>, ZHU Yuchen<sup>2</sup>, TANG Xianbo<sup>3</sup>

(1. School of Business Administration, Southwestern University of Finance and Economics,  
Chengdu 611130, Sichuan, China; 2. Faculty of Administration, City University of  
Macau, Macau 999078, China; 3. Faculty of Arts and Social Sciences,  
University of Sydney, Sydney 2006, NSW, Australia)

**Abstract:** With the advent of the era of digital economy, the commodity market faces risks such as significant price fluctuations and supply chain uncertainties. To examine the commodity price risk supervision challenges in the context of “data element ×”, this paper analyzes the pivotal role and policy measures concerning commodities, the influential force of “data element ×” on the commodity market, the challenges and prospects related to commodity trading risks, and the pressing need for commodity price risk supervision. The study reveals that emerging technologies such as data analysis and artificial intelligence are reshaping China’s commodity market entirely. Commodities encounter four central issues: data collection, requirements for price data labeling, construction of knowledge maps, and dynamic risk alerts. Research suggests leveraging deep learning for gathering multi-source heterogeneous data, employing knowledge element indexing and integration technology to establish data labels, utilizing data mining for knowledge map construction, and implementing hierarchical calibration to establish a dynamic risk alert system. These measures aim to enhance the risk response capabilities of investors and decision-makers in commodity markets.

**Key words:** “data element ×”; commodity; digital economy; risk supervision; machine learning

国家数据局发布的《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》(以下简称《行动计划》)明确了充分发挥数据要素的放大、叠加、倍增作用,构建以数据为关键要素的数字经济。数据要素作为数字经济的基础构建单元,能够产生乘数效应,具有催化经济发展

的重要作用。在大宗商品领域,数据要素的应用将为实现数字化管理、智能决策提供支持,推动大宗商品交易和产业链的智能化升级。

中国经济日益数字化,数字经济已成为推动经济增长的新引擎。在这一大背景下,

大宗商品交易作为中国经济的支柱之一,其稳定与发展对整体经济至关重要。然而,大宗商品市场面临的挑战和风险也日益显现,如价格波动、供应链不确定性等。因此,如何在数字经济时代更好地充分发挥“数据要素×”的效应,来应对大宗商品市场的变化成为亟待解决的问题。

## 一、文献综述

### (一) 国外研究现状

大宗商品价格风险的探究可以追溯到20世纪初,早期的研究主要集中在对大宗商品价格的基本驱动因素的探索,包括供需动态、市场投机,国际贸易政策等<sup>[1]</sup>。随着20世纪的全球事件进一步强化了大宗商品价格风险,也促进了风险管理策略的演变<sup>[2]</sup>。国外关于大宗商品价格风险的研究相较于国内起步较早,主要从宏观经济和金融市场等多角度出发,涉及AI、机器学习、运筹学等研究方法。1997年世界银行提出并设计大宗商品价格预测模型,美国商品期货交易委员会(U. S. Commodity Futures Trading Commission, CFTC)提出气候对于大宗商品风险的影响<sup>[3]</sup>。同时期,危机风险的改进及其对风险管理的启示,强调了经济和政治危机相互关联的重要性,以及在缓解这些危机对公司影响方面操作和财务灵活性的重要性<sup>[4]</sup>。20世纪末和21世纪初,相关研究重点转向大宗商品价格波动对全球经济稳定性的影响。这种转变部分是由诸如1997年亚洲金融危机和2008年全球金融危机等事件引起的,这些

事件凸显了全球大宗商品市场与金融系统的相互联系。这一时期的研究开始探索由大宗商品价格波动带来的系统性风险以及可能导致的全球经济变化。例如,FRANK的研究揭示了2008年金融危机对亚洲大米出口市场的影响,为理解金融动荡期间大宗商品市场的复杂动态提供了见解<sup>[5]</sup>。此外,有学者考察了1997年亚洲金融危机和2008年全球金融危机对可再生能源消费和大宗商品的一些影响,突出了经济和金融危机对环境更广泛的影响<sup>[6]</sup>。

金融衍生品的发展,包括期货、期权和掉期等,是管理大宗商品价格风险领域的一项重要进步。这些工具的发展旨在应对商品市场固有的波动性和不可预测性,提供了对冲波动的机制。KUMAR的研究强调了商品衍生品在多个国家作为对冲价格风险的有效工具<sup>[7]</sup>。BESSEMBINDER et al. 研究了电力远期市场的均衡定价和最优对冲<sup>[8]</sup>, CARTER et al. 对商品风险管理文献的全面回顾<sup>[9]</sup>,为大宗商品的风险管理策略提供了宝贵的见解。这些研究不仅帮助我们理解如何更好地利用这些工具来缓解各种大宗商品的的风险,还强调了在不断变化的金融市场和监管环境中对这些工具进行优化和适应的重要性。继续深入探究大宗商品价格风险影响因素时,特别值得关注的是CFTC及其在该领域的专注研究和报告。CFTC在研究和发布与大宗商品价格风险相关的报告等方面发挥了重要作用,尤其是在关注气候相关的金融风险方面。例如CFTC发布的《管理美国金融体系中的气候风险》报告,深入探讨了气候变化与美

国金融体系之间的联系,提出了气候变化对美国金融体系稳定性和维持经济增长能力所带来的主要风险,并强调了美国金融监管机构对解决这些风险的重要性<sup>[10]</sup>。CFTC的这些举措表明其在研究和管理大宗商品市场中对气候相关金融风险方面的前瞻性思维,为全球大宗商品市场的监管框架和政策干预提供了参考。地缘政治和环境因素同样对大宗商品价格起到至关重要的作用。政治不稳定、国际关系或地区冲突可能导致商品供应链的重大中断,从而影响大宗商品价格。比如,地缘政治冲击可以通过经济活动渠道和风险渠道影响国际油价<sup>[11]</sup>。世界银行的综合分析提供了对技术创新和环境政策框架如何影响能源、金属和农业等各种商品的需求和供应动态的洞见。有关制造业部门环境法规的收紧对公司绩效、投资和出口的经济影响,凸显了环境政策如何影响与大宗商品相关行业<sup>[12]</sup>。

从技术来看,随着时代的发展,技术的创新也推动了大宗商品风险管理的快速进展,尤其是在数据分析和人工智能领域的进步,对于提升这些金融工具和风险评估方法起到了关键作用。比如,大数据分析在增强供应链风险管理中起到了至关重要的作用<sup>[13]</sup>。AI和预测分析可以提高大宗商品市场的预测准确性和决策性。人工智能(AI)和机器学习(ML)在理解和预测大宗商品价格波动性作用的研究逐步凸显出来。机器学习可以更好地预测动态的大宗商品价格<sup>[14]</sup>。有学者研究使用ARIMA、SVR、XGBoost等机器学习方法对大宗农产品价格做整理和预测,效

果显著<sup>[15]</sup>。这些学者的研究方法强调了AI/ML驱动工具在大宗商品交易中进行准确预测和有效风险管理的重要性。这一发现为未来的研究方向提供了新的视角,这些研究对于制定更健全的风险管理策略以及在日益紧密联系的全球经济中进行政策决策至关重要。这些新方法论的融合,将对大宗商品市场动态提供更深入的洞察,有助于市场参与者和政策制定者制定更有效的策略。

## (二)国内研究现状

相较之下,中国关于大宗商品价格风险的研究起步较晚,始于2000年后。研究内容主要聚焦于大宗商品市场的供求变化、价格波动的影响因素、市场预测和风险管理等方面,研究水平逐步提升。近年来,随着技术的不断进步、数据的可获得性增加以及大数据和人工智能技术的广泛应用,研究者探索了多种模型和方法,以更好地预测和管理大宗商品价格波动。

中国在大宗商品风险研究中采用的方法论多样且创新,往往将全球经济理论与对详细政策分析的重点相结合。有学者采用了如TVP-SV-VAR等复杂的计量经济模型,剖析了外部地缘政治风险如何影响中国的大宗商品价格,该研究方法不仅考虑了国际事件的直接效应,还深入探讨了底层经济政策及其不确定性,强调了中国大宗商品市场的复杂性,在这里全球事件通过国家政策制定的视角得到过滤,揭示了全球和国内因素之间多方面的互动<sup>[16]</sup>。有学者运用尾部事件驱动网络风险(TENET)模型,构建了中国金融市场与国际大宗商品市场之间的尾部风险溢出

网络,提供了对中国金融市场受国际大宗商品市场影响的系统性风险的深刻理解<sup>[17]</sup>。这些研究共同提供了对中国在大宗商品风险研究中使用的方法论的全面视角,反映了在国内和国际背景下有关大宗商品相关风险的多方面方法。

SHANG et al. 的研究表明中国的经济发展影响着大宗商品市场,其他因素如全球需求、供应端因素和投机需求也起着重要作用<sup>[18]</sup>。值得注意的是,金融时间序列分析中多重分形方法正在中国原油期货市场研究中受到关注。多重分形去趋势波动分析(MF-DFA)这样的方法越来越多地用于研究包括农业期货在内的各个市场之间的交叉相关性波动特征。这种方法有助于理解复杂的市场动态,在确保经济韧性的同时监测大宗商品市场。

数据分析和人工智能方面的新兴技术正在彻底改变中国大宗商品市场的分析方式。利用大数据可以用来预测市场趋势、评估风险和优化供应链,这些技术转变不仅提高了市场预测的准确度,而且促进了更为明智的政策制定和大宗商品市场投资决策。AI和预测分析在处理大量数据集方面的高效性,以及提供可靠、可重复的决策和结果的能力,极大地提高了预测的精确度,并简化了大宗商品交易中的复杂流程。大数据建模和机器学习评估海量数据以提供商业洞察,涵盖市场趋势、社交媒体上的消费者情绪和竞争环境等方面。这些技术在降低成本、提高利润、运营预测以及评估员工表现方面发挥着关键作用<sup>[19]</sup>。图深度学习作为机器学习中的一

种常见且重要的学习方法,在大宗商品价格预测方面作用显著。与单变量和多变量的LSTM价格预测模型相比,图深度学习价格预测模型可以表现出更好地准确度,能够更好地帮助预测大宗商品价格<sup>[20]</sup>。VAR模型对PPI未来走势预测的结果也表明,机器学习能够提高大宗商品价格预测的准确性和精度<sup>[21]</sup>。同时,有学者提出将机器学习的多种方法交叉研究。有学者研究发现,通过采用集成学习方法,结合基于注意力机制的卷积双向长短期记忆神经网络(CNN-BiLSTM-Attention)、支持向量机回归(SVR)和LightGBD,能够有效降低对大宗农产品价格进行预测时的误差。这一组合增强方法在价格预测方面取得了显著的成果<sup>[22]</sup>。

AI在商品交易中的应用引领了算法交易的普及,这种交易利用机器人来分析市场条件并实时执行交易,从而提高了交易效率。AI工具能够执行复杂的交易策略,并通过持续监测、评估价格波动和供应链中断等风险,从而实现更好的风险管理<sup>[19]</sup>。国内相关研究还考察商品价格波动的社会经济影响,包括对收入分配、通货膨胀和经济增长的影响。例如,有学者提出FFF-VAR方法,建立了中国经济增长与大宗商品价格之间的因果联系。他们研究发现,中国需求的外生性冲击可能导致大宗商品价格上升,特别是在石油和工业金属等方面,突显了中国经济活动对全球大宗商品市场的显著影响<sup>[23]</sup>。

国外研究在探索大宗商品价格风险时采用了多角度研究方法,涉及宏观经济、金融市场等多个方面,指出了新兴技术如数据

分析、人工智能在提高预测准确性、优化风险管理方面的应用,为研究提供了新的视角和方法论。国内研究虽然起步较晚,但也同样展示了对新兴技术的广泛应用,如大数据、人工智能。然而,在大宗商品风险预测研究中,目前较少的学者结合大数据、人工智能等技术问题处理多源异构的数据等问题。本文在这些技术上进一步整合和创新,通过深度学习、知识元、分级校准等技术,对数据进行进一步优化处理,以提高对大宗商品价格波动的预测和管理能力,并提出相应的风险管理建议。

## 二、大宗商品市场的关键因素和风险管理

### (一)大宗商品的关键地位和政策举措

大宗商品在中国经济中占有举足轻重的地位,对经济的支撑作用至关重要。大宗商品价格是反映世界经济发展的关键<sup>[17]</sup>。作为基础原材料,大宗商品在能源、制造、农业等领域发挥着关键作用,确保了中国产业的稳定运行和经济的持续增长。以农产品价格为例,农产品价格不稳定很大程度上会引发社会问题<sup>[24]</sup>。中国作为全球最大的大宗商品进口国之一,其经济发展与国际大宗商品供应链的稳定密切相关,国际大宗商品贸易也推动了人民币国际化的进程,提升了中国在全球贸易中的地位和影响力。

为了应对大宗商品市场面临的挑战,中国采取了一系列政策和举措。其中,《行动

计划》的发布正是在数字经济时代加强大宗商品风险监管的重要举措之一。该计划旨在通过充分发挥“数据要素×”的作用,提升大宗商品交易的智能化水平,从而更好地适应数字经济的发展趋势。

### (二)“数据要素×”对大宗商品市场的塑造力

数据要素作为数字经济的基础构建单元,在大宗商品市场中具有巨大的塑造力。数据要素如今已经成为数字经济深化发展的核心动力,被视为在土地、劳动和资本之后的又一重要的经济社会生产要素<sup>[25]</sup>。

第一,数据要素的应用可以极大地提升市场的透明度<sup>[26]</sup>。通过实时收集、分析和展示大宗商品交易相关的数据,市场参与者可以更清晰地了解市场动态、价格走势和供应链状况。这种透明度有助于降低信息不对称,提高市场的公正性和效率,使交易双方能够更明智地做出决策。

第二,数据要素在大宗商品市场中的应用可以促进信息的放大、叠加和倍增。通过对多维度、多层次的数据进行深度挖掘和智能分析,可以获得更全面、更准确的市场信息。这有助于市场参与者更好的理解市场变化的根本原因,预测未来趋势,并及时调整交易策略。例如,通过分析历史价格数据、供应链动态和全球经济状况等多方面信息,可以更准确地评估市场风险,制定更具科学依据的风险管理策略。

第三,数据要素的智能化应用将推动大宗商品市场朝着数字化、智能化方向迈进。通过引入人工智能、机器学习等先进技术,可

以实现对大宗商品市场的智能监测、预测和管理。例如,智能算法可以分析市场历史数据,识别潜在的市场趋势和规律,提高交易决策的准确性。智能合约和区块链技术的应用也有望提高交易的安全性和透明度,减少信任成本,促进交易的顺畅进行。

在数字经济时代,大宗商品市场的智能化升级不仅是提高市场效率的需要,也是应对市场风险的迫切要求。随着市场规模的不断扩大和交易复杂性的增加,传统的手工操作和简单分析已经难以应对多变的市场环境。因此,数据要素的智能化应用将为大宗商品市场带来更高的操作效率、更准确的风险评估和更快速的决策反应能力。

### (三) 大宗商品交易风险的挑战和前景展望

在数字经济时代,大宗商品交易面临着诸多挑战,且大宗商品具有稀缺性、替代性较低、价格波动性大以及全球供需关系紧密等特征<sup>[27]</sup>。全球经济的变化、自然灾害、政治因素等都可能对大宗商品的生产和供应链产生影响,使市场陷入不确定性。中国作为全球大宗商品的主要参与者,需更加注重供应链的稳定性。在这样的挑战下,数据要素的应用将成为关键,通过对供应链数据的分析,可以及时识别潜在的风险点,有针对性地制定风险防范措施,提高供应链的适应性和抗风险能力。

另一个值得关注的挑战是大宗商品价格的波动<sup>[27]</sup>。市场价格受多方面因素的影响,如供需关系、国际市场情况、政策法规等。价格波动不仅影响市场主体的利润,还可能引

发连锁反应,对整个经济体系产生影响。数据要素的运用可以通过大数据分析和人工智能技术,对市场价格进行更精准的预测和分析,为市场主体提供更有效的决策支持,降低因价格波动而带来的风险。

然而,随着数字经济的推进,大宗商品交易也迎来了广阔的前景。通过数据要素的应用,大宗商品市场有望实现更高水平的智能化。数字技术的融入将使市场信息更加透明,交易更加高效。智能决策系统可以更准确地识别市场趋势和变化,为投资者提供更精准的投资建议。同时,数字化管理也将使大宗商品交易更具可追溯性,有助于建立更加安全可靠的交易环境。

### (四) 大宗商品价格风险监测的紧迫性与关键性

大宗商品市场的价格波动是一个不可忽视的挑战,对经济体系和市场主体都带来了巨大的影响。在这一背景下,建立起有效的大宗商品价格风险监测系统显得尤为紧迫和关键。

第一,价格波动直接影响市场的稳定性和可预测性。大宗商品市场的价格波动往往由多种因素引起,包括全球供需状况、自然灾害、政治因素等。这些因素的变化时常让市场难以捉摸。通过数据要素的应用,可以建立起全面的大宗商品价格数据库,实时收集、分析市场数据,为政府监管机构、企业和投资者提供准确的市场信息,从而更好地理解市场动态,预测价格趋势,及时应对潜在风险。

第二,价格波动对市场主体的经营决策产生深远的影响。大宗商品交易涉及众多市

场主体,包括生产商、贸易商、投资者等。在价格波动较大的情况下,市场主体需要制定相应的经营策略,以降低风险、保障利润。通过数据要素的智能分析,可以帮助市场主体更好地了解市场波动的原因和趋势,提供科学的决策依据,使其在竞争激烈的市场环境中更加灵活应对,实现可持续发展。

第三,价格波动也直接关系到社会的经济稳定和可持续发展。大宗商品市场的不稳定性会影响到相关产业链的运转,进而对就业、社会稳定等方面产生重要影响。通过建立完善的价格风险监测体系,政府监管机构可以更及时地制定政策,引导市场稳定发展,提高整体经济的韧性和适应力。

大宗商品价格风险监测的紧迫性和关键性在数字经济时代尤为凸显。通过充分利用数据要素,建立起先进的监测系统,可以实现对大宗商品价格波动的精准监测和预警,为市场主体提供及时有效的信息支持,有助于规范市场秩序,促进大宗商品市场朝着更加健康、可持续发展的方向发展。这一举措不仅有助于提高市场的透明度和效率,也为整个数字经济时代下大宗商品交易的智能化升级奠定了坚实基础。

### 三、大宗商品数据要素

#### (一)数据的分类

在计算机科学和信息技术领域,数据的定义远不止于简单的信息收集、记录或表示。数据是一种广泛而深刻的概念,它贯穿了整个数字时代的方方面面。数据是对某一问题

或情景的观察、测量或记录结果的描述<sup>[28]</sup>。数据已被更广义地泛指基于测度或者统计产生的可用于计算、讨论和决策的事实或信息<sup>[29-31]</sup>。从最基础的二进制代码到复杂的大数据分析,数据扮演着塑造着我们现代社会的角色。数据成为指导社会个体、政府优化自然资源利用和社会资源分配决策的重要依据,也构成数字经济发展的关键基石<sup>[25]</sup>。

数据可以采用多种形式,包括数字、文本、图形,甚至可以是声音或图像<sup>[32]</sup>。这种多样性使得数据能够以丰富多彩的方式呈现事物的各个方面。数字数据以其精确度和可计量性成为科学研究和商业决策中的基石,而文本数据则提供了对复杂概念和情感的深入理解。图形数据通过可视化手段使得信息更为直观和易于理解。这些不同形式的数据在不同的领域和应用中都发挥着独特的作用,构成了一个庞大而错综复杂的数据生态系统。在信息时代,数据的作用愈发凸显。在科学研究中,数据驱动的方法已经成为常态,研究者们通过分析实验数据来验证假设、探索新现象。商业领域中,数据分析成为企业成功的关键,从市场营销到供应链管理,数据的运用无处不在。社会分析也逐渐依赖大数据来揭示人类行为的模式,为社会问题提供更深入的理解和解决方案。

然而,数据的广泛应用也带来了一系列的挑战。数据安全性成为备受关注的问題,隐私泄露、数据滥用等风险不可忽视<sup>[33]</sup>。数据质量和准确性也成为数据应用的重要考量,不同来源和采集方法的差异可能导致数据的不一致。此外,数据的庞大规模给存储、

处理和传输带来了压力,需要不断技术创新来解决这些问题。因此,在充分利用数据的同时,也需要建立健全的数据治理体系,确保数据的合法、安全、有效使用。

## (二) 大宗商品数据的特点

大宗商品数据展现出复杂而独特的特征和挑战,涉及多个维度的数据处理与分析。其特征主要体现在数据规模的巨大、来源的异构性、高维度结构、波动的不稳定性、时间尺度的多样性以及多模态性的表现。这些方面构成了大宗商品数据独特性的基石,对其获取、整合和分析提出了复杂而有挑战性的要求。

第一,大宗商品市场所涉及的数据规模是巨大的。这源于市场的庞大交易量、多元化的产品和涉及到多个参与者。同时,这些数据源之间也存在数据格式、数据精度等方面的差异,导致整合和分析数据变得困难<sup>[33]</sup>。处理如此巨大的数据规模需要强大的计算和存储能力。这意味着在研究过程中需要先进的技术和高效的算法,以确保能够有效地处理大宗商品市场生成的海量数据。数据异构性也是一个显著的特征,即数据来自各种不同的来源,包括交易所、监管机构、企业报告等。这种异构性表现为不同的数据格式、结构和标准,为数据整合和标准化带来了挑战。因此,确保数据的一致性和可比性成为大宗商品数据处理的重要任务之一。

第二,大宗商品数据的高维度结构增加了数据分析的复杂性。与一般数据不同,大宗商品数据通常包含多个维度,涵盖了价格、交易量、成交额等多方面的信息。以大宗农

产品为例,众多因素如天气和需求等对其产生影响,而不同农产品受到的影响及程度各异。由于数据集中存在无关变量,这些变量引入了额外的噪声,可能导致神经网络的预测精度下降<sup>[34]</sup>。为了全面了解市场状况,需要采用适当的技术和方法来处理多维度的信息表达。这可能涉及到高级的统计学方法、机器学习算法和数据挖掘技术,以更好地理解、解释这些高维度数据的关联性和趋势。波动或不稳定性是大宗商品数据的另一个显著特征<sup>[35]</sup>。市场上的大宗商品价格和交易量经常出现剧烈波动,这使得数据分析变得更加复杂。波动性的存在表明市场的不确定性和动态性,要求更加灵活和实时的数据分析方法。这可能涉及到时间序列分析、风险管理模型等技术,以更好地应对市场的变化和风险。

第三,时间尺度的多样性也是大宗商品数据的一大特点。市场行为不仅仅在短时间内发生,还可能涵盖从分钟级交易数据到季度或年度数据的不同时间尺度。不同数据源存在时间戳的不一致性、不准确性等问题,这会影响数据的时序分析和模型训练<sup>[33]</sup>。这就要求数据处理和分析工具具备对不同时间尺度的适应性,以确保在不同时间范围内得到准确和有意义的结果。这可能需要采用不同的时间序列分析方法、季节性调整技术等,以更好地理解和利用不同时间尺度上的数据。此外,多模态数据表现得比以不同形式和方式呈现的数据更为复杂。在大宗商品领域,数据不仅仅包括数字信息,还可能涉及到图形、文本、声音等多种形式。处理这些多模

态数据需要综合运用多种技术,包括图像处理、自然语言处理、声音识别等,以确保能够充分理解和分析这些多样化的信息。

为了克服这些挑战,现代技术和方法得以应用。大数据处理技术成为处理大宗商品数据规模的得力工具,它能够快速高效地处理海量数据。机器学习算法能够帮助识别数据中的模式和趋势,从而支持更准确的预测和决策。数据挖掘技术可以帮助发现数据中的潜在关联和规律。这些方法的综合运用使得大宗商品数据的处理变得更加高效和精确。

### (三) 大宗商品数据的来源

大宗商品数据的来源和采集方法涵盖了多个渠道和技术,以满足数据获取的多样性和复杂性。这些数据主要来自国家发改委、商务部、海关总署、气象局、行业协会、交易所、农村农业部、国际能源署等多个部门和机构。为了构建全面的大宗商品数据集,需要充分汲取这些丰富资源。在数据的采集过程中,通常会运用多种方法。

第一,交易所数据是获取大宗商品市场实时信息的主要途径<sup>[36]</sup>。这包括价格、交易量、成交额等关键信息。这些数据可以通过交易所的API或其他数据提供商获取,为市场行为的实时监测提供基础。交易所数据不仅反映了市场的实际交易情况,还为分析市场趋势提供了重要的线索。

第二,企业报告和财务数据对于大宗商品的生产和贸易公司而言是重要的数据源。这些报告包含有关产量、销售额、成本和利润等方面的信息。企业报告可以提供从企业角

度看待市场的独特视角,帮助了解生产和销售的情况。政府统计数据由相关机构负责收集和发布,包括产量、进出口量、库存等。这些数据是理解宏观经济状况和市场供需关系的重要依据。政府统计数据的可靠性和权威性使其成为大宗商品市场分析中不可或缺的一环。此外,物流和运输数据能够提供关于供应链的信息,包括运输路径、运输时间和货物数量,这对于分析大宗商品的流通和运输情况至关重要。物流数据可以揭示货物从生产到消费的整个过程,帮助了解市场的动态变化。行业报告和研究报告由专业机构发布,其中包含市场趋势、预测和分析。这些报告可以为投资者、政府决策者和企业提供关于大宗商品市场的深度见解。行业报告的广泛研究为各方提供了基于实际数据的战略指导。

第三,新闻和媒体报道以及价格信息平台也是获取市场动态和价格信息的重要途径。新闻报道能够反映各种因素对市场的影响,价格信息平台提供了实时的价格数据。这些信息对于投资者和分析师来说是及时了解市场情况的关键来源。

### (四) 大宗商品数据的处理

为了有效地整合这些多样化的数据,现代技术和方法得以应用。智能物联网通过物联网系统的传感器实现实时信息采集。这种系统可以感知环境中的各种信息,包括温度、湿度、运动等,为数据采集提供更全面的视角。同时,数据智能分析在终端、边缘或云进行,形成一个智能化的生态体系。这种智能化使得数据的处理更为高效,同时也能够实

现实时分析和响应。此外,压缩感知技术被应用于解决海量传感数据的存储和传输问题。由于大宗商品数据通常产生大量的信息,压缩感知技术能够在保持信息准确性的同时降低数据的存储和传输成本<sup>[37]</sup>。这对于数据的高效利用和传输效率至关重要。智能网络爬虫技术通过从网站、新闻和媒体报道中提取信息,实现数据的智能采集。这种技术可以帮助系统自动获取最新的市场信息,保持数据的及时性和全面性。网络爬虫技术在信息收集方面具有广泛的应用,为数据源的多样性和丰富性提供了保障<sup>[38]</sup>。

多模态关联学习是一种涉及多个感知模态的机器学习方法。通过同时考虑和学习来自不同感知模态的信息,可以实现对多源异构数据的全面理解<sup>[39]</sup>。在大宗商品领域,不同类型的数据,如价格数据、文本报道和图形信息,可以被看作是不同的感知模态。多模态关联学习通过整合这些信息,帮助分析人员更全面地理解市场情况,把握潜在的市场机会和风险。隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)是一种用于主题建模的概率生成模型<sup>[40]</sup>。在大宗商品数据分析中,LDA可以用于揭示数据集中的潜在主题。这种方法通过对数据的统计分析,找到数据中隐藏的主题或模式,为分析人员提供更深层次的市场理解。LDA的应用可以帮助挖掘数据中的潜在关联,发现市场中的潜在机会和威胁。

大宗商品数据的特征既体现其丰富性和信息量的重要性,又为其获取、整合和分析提供了复杂而有挑战性的背景。充分利用这些

数据,需要综合运用先进的技术和方法,包括大数据处理、机器学习、数据挖掘等。不断探索创新这些数据处理和分析方法,不仅有助于更好的理解市场趋势和进行有效的决策,还能够发掘数据中的潜在信息,为投资者、企业和决策者提供更全面、准确的市场分析。

## 四、大宗商品价格风险监测

### (一) 多源异构数据的采集

多源异构数据的采集一直是大宗商品数据处理的难点和重点。大宗商品市场的庞大规模和多源数据的异构性给数据处理带来了严重挑战。在这方面,引入了智能物联网数据的研究,涵盖了射频技术、光电技术、强化学习和压缩感知技术等多个领域。这样的综合研究旨在实现对多维大宗商品数据的实时高效采集。通过深入了解智能物联网技术,可以更好地理解如何利用这些先进技术来应对海量数据、异构性和多样性等挑战。

国内外对于多源异构数据的采集多使用射频识别技术、光电技术、网络爬虫技术、API接口等,且在制造业、工业等领域采用射频识别、光电等技术居多。大宗商品数据主要来源于国家职能部门、企业报告等,多以图形、文本、声音等多样化形式呈现。为了应对大宗商品数据的多样化来源,例如电商交易平台和社交媒体等,可采用网络爬虫、数据包捕获和接口调用技术作为数据处理的技术组合。这一组合的应用旨在构建一个可配置、自动化的采集系统,利用深度学习技术获取多维数据源。具体而言,数据采集系统利用

网络爬虫技术从电商交易平台抓取实时交易信息,从而捕捉市场的瞬时变化。同时,通过数据包捕获技术,数据采集系统能够深入了解数据的传输过程,捕捉其中的关键信息,为后续的深度学习的模型提供有力支持。而通过接口调用技术,数据采集系统可以实现与多个数据源的无缝对接,确保数据的全面性和及时性。深度学习技术的应用,则为数据提供了更为智能的处理方式,使其能够更好的适应不同数据形态和特征。这种方法的关键在于对多样数据源的适应性和灵活性,使其能够适应不断变化的市场环境。通过建立闭环的数据采集框架,并结合突发事件判别模型,力图实现一个标准化的大宗商品数据采集流程体系。这一系统旨在提高数据采集的效率和准确性,使研究者能够更好地理解和分析大宗商品市场的动态。数据采集系统注重建立闭环的数据采集框架,其中融入了突发事件判别模型,致力于实现一个标准化的大宗商品数据采集流程体系。这个系统的设计理念旨在提高数据采集的效率和准确性,为研究者提供一个更为便捷和精确的分析大宗商品市场动态的工具。通过将不同的数据源整合到一个一体化的框架中,数据采集系统使得数据采集过程更为有序、协同,并且更容易适应市场的快速变化。这不仅使得数据的质量得以保障,也为后续的数据分析和建模提供了更为可靠的基础。

## (二) 数据标签的建立

风险监测还聚焦于大宗商品价格数据标签的需求。在这一领域,首要挑战的是处理大规模、多模态、长短期、高维的流式数据的

复杂性。为了解决这一难题,可引入多模态学习技术和聚类方法。这种方法的核心在于将多模态数据融合,实现时间尺度对齐和数据质量校验。聚类方法以图像聚类为例,主要基于文本和内容而分为两种类型,对图像或者其他的一类特征进行聚类,便于实现数据质量校验<sup>[41]</sup>。国内也有学者提出图深度学习价格预测模型,可以提高预测的准确度,更好地帮助预测大宗商品价格<sup>[20]</sup>。但国内外对于大宗商品价格风险平台领域的研究相对较少。通过综合运用这些技术,能够更全面地理解大宗商品的价格数据,包括长期趋势和短期波动。同时,研究需要应对“风险事件—异常数据”关联问题,为此采用小样本学习方法建立风险因素检测和评估模型。这有助于揭示数据风险演化的机理和趋势,并进一步丰富风险预测标签的维度。

针对大宗商品生产和市场关系复杂性带来的标注难题,我们建议采用知识元的标引和集成技术。这一方法旨在构建高可靠性和高覆盖率的智能大宗商品数据标签预测模型。通过将该领域专家的知识与算法相结合,我们能够更好地应对大宗商品领域标签的多样性和复杂性。这一预测模型的建立可为进一步分析和理解大宗商品价格数据提供有力的支持。

## (三) 大宗商品知识图谱的构建

风险监测聚焦于大宗商品知识图谱的构建,旨在整合大宗商品市场、宏观经济、舆情等多维数据,以建立一个全面而准确的知识图谱。为实现这一目标,可采用数据挖掘和机器学习等先进方法,并运用自然语言处理、

图数据库和可视化技术等多种手段。

在数据整合方面,通过数据挖掘技术,从大宗商品市场、宏观经济指标以及舆情等多源数据中提取关键信息。机器学习方法在预测动态的大宗商品价格上有更好的表现<sup>[14]</sup>。机器学习方法被应用于对多维数据的分析和模式识别,以更好地理解大宗商品市场的复杂动态。同时,有学者研究在预测大宗商品农产品价格时,使用 ARIMA、SVR、XGBoost 等机器学习方法效果显著<sup>[15]</sup>。基于这些学者的研究经验,将这些技术的协同运用有助于构建综合而具体的知识图谱和事理图谱,为后续深入分析提供了坚实基础。

在知识图谱的构建中,采用自然语言处理技术进行文本分析和实体识别,将非结构化的文本数据转化为结构化数据。通过这一过程,能够准确捕捉大宗商品领域的关键信息,为后续的关系建模奠定基础。同时,借助自然语言处理技术提取实体的属性特征,并建立实体之间的关联关系,有助于深入挖掘大宗商品市场的内在联系。

此外,将领域专家的知识 and 经验纳入考量,通过推理算法等手段构建事理图谱。这一过程旨在深入挖掘大宗商品市场的潜在规律和因素,为价格波动的推理和预测提供理论支持。借助可视化技术,以直观的方式呈现知识图谱和事理图谱的关键发现,为决策提供可视化支持。这一多层次的研究框架可以深入理解大宗商品市场的复杂性,揭示价格波动的本质和规律,为相关领域的决策提供科学依据。

#### (四) 风险动态预警系统的建立

风险监测的目标在于解决大宗商品价格

风险动态预警系统的问题。鉴于大宗商品市场交易环境及其模式的复杂性,很多研究者都面临着建模的挑战。为了解决这一问题,我们建议引入环境模拟与事件预测的风险情景仿真技术。同时,采用线性堆叠法对各个交易环节的风险趋势进行综合性预测。这一综合方法有助于更全面地理解大宗商品市场的风险动态,为投资者和决策者提供更准确的预警信息。

在预警系统校准难题和性能评价体系不清晰问题上,我们建议可以通过对预警进行分级校准的方法来解决。通过给出预期损失、蔓延范围、持续事件等多角度的风险阻断措施的有效性度量,能够更精确地评估预警系统的效果。这种方法有助于确定风险阻断措施的可行性,从而提高整个预警系统的准确性和实用性。

这一深度研究的框架,可以为大宗商品市场的风险管理提供更为全面、准确的解决方案。通过引入创新性的技术手段和多维度的评价方法,风险监测力求为投资者和决策者提供更为可靠的决策支持,以提高其在大宗商品市场中的风险应对能力。

## 五、结语

大宗商品的发展在很大程度上依赖于数据要素。本研究基于“数据要素×”提出了研究大宗商品风险监测领域的四大核心问题,并提出一系列创新性的解决方案,涵盖了数据采集、价格数据标签需求、知识图谱构建以及风险动态预警系统等多个方面。本研究

旨在为大宗商品领域的决策者、研究者和投资者提供更全面、准确的信息支持,以推动该市场的可持续发展。

在数据采集方面,本研究提出创新性的方法,以确保获得多维度、高质量的数据,为后续分析提供可靠基础。对于价格数据标签需求,本研究提供具体而实用的标签设计方案,以更好地理解 and 标识大宗商品市场的特征。在知识图谱构建方面,可以采用先进的技术手段,整合多源信息,构建全面而具体的知识图谱,为深入分析提供有力支持。而在风险动态预警系统方面,本研究介绍了仿真技术和分级校准方法,可提高预警系统的准确性和实用性。

#### 参考文献:

- [ 1 ] CECCHETTI S G, BARSKY R, BERNANKE B, et al. Prices during the Great Depression: was the deflation of 1930 to 1932 unanticipated? [ J ]. National bureau of economic research, 1989( 11 ): 3174.
- [ 2 ] BEASLEY A B. Overview: the oil shocks of the 1970s [ EB/OL ]. ( 2016-05-15 ) [ 2024-01-22 ]. <https://energyhistory.yale.edu/the-oil-shocks-of-the-1970s/>.
- [ 3 ] MONASTEROLO I. Climate change and the financial system [ J ]. Annual review of resource economics, 2020( 12 ): 299-320.
- [ 4 ] SCHOLES M S. Crisis and risk management [ J ]. American economic review, 2000( 2 ): 17-21.
- [ 5 ] FRANK C. The financial crisis of 2008 and its impact on the Asian Rice Export Market [ J ]. Journal of advances in economics and finance, 2017( 2 ): 1-20.
- [ 6 ] DEYUAN Z, ZHAO C, HU J Y. Impact of geopolitical risk on the volatility of natural resource commodity futures prices in China [ J ]. Resources policy, 2023( 83 ): 1-14.
- [ 7 ] KUMAR A N V. Commodity derivative: a viable option for price risk management [ EB/OL ]. ( 2015-12-04 ) [ 2023-12-20 ]. <http://gnanaganga.inflibnet.ac.in:8080/jspui/handle/123456789/1984>.
- [ 8 ] BESSEMBINDER H, LEMMON M. Equilibrium pricing and optimal hedging in electricity forward markets [ J ]. The journal of finance, 2002( 57 ): 1347-1382.
- [ 9 ] CARTER D A, ROGERS D A, SIMKINS, et al. A review of the literature on commodity risk management [ J ]. Journal of commodity markets, 2017( 8 ): 1-17.
- [ 10 ] MIRANDA P, JORGE C, PESCATORI A, et al. Monetary policy transmission through commodity prices [ J ]. International monetary fund, 2023( 215 ): 1-42.
- [ 11 ] ZHENG D, ZHAO C, HU J. Impact of geopolitical risk on the volatility of natural resource commodity futures prices in China [ J ]. Resources policy, 2023( 83 ): 1-14.
- [ 12 ] ROBERT H. The impact of economics on environmental policy [ J ]. Journal of environmental economics and management, 2000 ( 3 ): 375-399.
- [ 13 ] SANTOS D A, MARQUES L. Big data analytics for supply chain risk management: research opportunities at process crossroads [ J ]. Business process management journal, 2000 ( 4 ): 1117-1145.

- [14] RAMAKRISHNAN S, BUTT S, CHOHAN M A, et al. Forecasting Malaysian exchange rate using machine learning techniques based on commodities prices [EB/OL]. (2017-07-01) [2023-12-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8002544&tag=1>.
- [15] CHEN Z, GOH H S, SIN K, et al. Automated agriculture commodity price prediction system with machine learning techniques [J]. Technology and engineering systems, 2021 (4): 376-384.
- [16] HU G, LIU S, WU G, HU P, et al. Economic policy uncertainty, geopolitical risks, and the heterogeneity of commodity price fluctuations in China—an empirical study based on TVP-SV-VAR model [J]. Resources policy, 2023(85):1-12.
- [17] 邱中行,徐小芳.地缘政治风险对大宗商品期货价格的影响研究[J].财富涌现与流转, 2023,13(3):15-25.
- [18] SHANG R A, CHEN Y C, LIAO H J. The value of participation in virtual consumer communities on brand loyalty [J]. Internet research, 2006(4):398-418.
- [19] MARO F, SAPORITO Y F. Forecasting the term structure of commodities future prices using machine learning [J]. Digital finance, 2023 (1):57-90.
- [20] 付星星,张军,秦岩,等.基于图深度学习的大宗商品价格预测研究[J].计算机应用与软件,2021(7):60-66.
- [21] 杨英晖.基于大宗商品价格指数的PPI预测分析研究——传统与机器学习预测方法的构建与比较[J].投资与合作,2023(6): 202-204.
- [22] 许珠路,王兴芬,刘亚辉.融合CNN-BiLSTM-Attention的集成学习价格预测[J].计算机系统应用,2023(6):32-41.
- [23] ATANU G, PUNDIT M. Economic growth in China and its impact on international commodity prices [J]. International journal of finance & economics, 2021(2):2776-2789.
- [24] 廖杉杉,鲁钊阳.农产品价格风险的成因及规避机制研究[J].农村经济,2013(3): 27-30.
- [25] 黄莉群,官心果,钟宇.数字经济时代的数据安全研究——以金融行业为例[J].商业经济,2024(2):174-179.
- [26] ATHIQUE A. Integrated commodities in the digital economy [J]. Media, culture & society, 2020,42(4):554-570.
- [27] 郭金涛.大宗商品贸易融资模式创新与风险防控 [EB/OL]. (2023-09-04) [2024-01-22]. <https://ojs.s-p.sg/index.php/fm/article/view/13734>.
- [28] TOMEK W G. Commodity futures prices as forecasts [J]. Applied economic perspectives and policy, 1997(1):23-44.
- [29] GOLDFARB A, TUCKER C. Digital economics [J]. Journal of economic literature, 2019(1): 3-43.
- [30] CHEN Z, LIU Z, TEKA, H, et al. Smart money in China's A share market: evidence from big data [J]. Research in international business & finance, 2022(4):1-15.
- [31] 陈国青,曾大军,卫强,等.大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J].管理世界, 2020(2):95-105,220.
- [32] MAURO A D, GRECO M, GRIMALDI M. A

- formal definition of big data based on its essential features[J]. Library review, 2016(3): 122-135.
- [33] 顾冰清. 大数据背景下人工智能在大宗商品期货高频套利中的应用[J]. 中国集体经济, 2024(2): 174-176.
- [34] LI D F, LI Z R, SUN K. Development of a novel soft sensor with long short-term memory network and normalized mutual information feature selection[J]. Mathematical problems in engineering, 2020(11): 1-11.
- [35] BAKAS D, TRIANTAFYLLOU A. Commodity price volatility and the economic uncertainty of pandemics [J]. Economics-letter, 2020 (8): 1-14.
- [36] 张威波, 胡艳英. 基于高频数据的豆类期货套利实证研究[J]. 时代金融, 2018(6): 155-156, 158.
- [37] WU Y, ROSEA M, LILLICRAP T. Deep compressed sensing [EB/OL]. (2019-05-18) [2023-12-22]. <http://proceedings.mlr.press/v97/wu19d.html>.
- [38] TEOH T T, RONG Z. Python for data analysis [M]. Berlin: Springer, 2022.
- [39] BALTRUSAITIS T, AHUJA C, MORENCY L P. Multimodal machine learning: a survey and taxonomy[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2019 (2): 423-443.
- [40] JELODAR H, WANG Y, YUAN C, et al. Latent dirichlet allocation (LDA) and topic modeling: models, applications, a survey [J]. Multimedia tools & applications, 2019(78): 15169-15211.
- [41] 王保加, 潘海为, 谢晓芹, 等. 基于多模态特征的医学图像聚类方法[J]. 计算机科学与探索, 2018(3): 1-12.

(责任编辑: 王佳)