

· 专题二:双清论坛“政策信息学与政策智能” ·

基于多粒度认知计算的生产安全管理与决策

王国胤* 代 劲 李 昊

重庆邮电大学 计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065

[摘要] 生产安全是工业健康发展的重要保障,重大生产安全事故通常具有形成原因难以准确确定、事件形成机理难以完全明晰、演化和传播路径难以精准预测的特征,极大影响各类基于工业安全大数据分析 & 挖掘技术的推广应用。针对工业生产安全管理与决策跨时空、多层次、多角度需求,借鉴人脑认知多粒度思维与问题求解模式,从多粒度知识表达、数据与认知双向转换角度构建相应的计算模型及方法。通过在煤矿安全生产领域的应用实践表明,多粒度认知计算是进行生产安全管理智能决策的有效模型。

[关键词] 大数据智能; 认知计算; 粒计算; 数据挖掘; 安全管理

工业是国家发展基石,在国民经济中起着支柱作用。进入 21 世纪后,随着现代电子信息技术巨大变革,全球主要国家掀起了新一轮以“信息技术与制造业融合”为特征的工业革命,加速发展新一代信息技术:美国出台《美国先进制造业领导战略》^[1],重点发展智能与数字制造系统、先进工业机器人、人工智能、工业网络等;德国“工业 4.0”^[2]旨在利用信息化技术促进产业变革,通过打造智能制造新标准来巩固全球制造业龙头地位;英国在“英国制造业 2050”也提出了重点发展智能化技术的观点^[3]。为全面推进实施制造强国战略,我国同样提出迈向制造强国第一个十年纲领——“中国制造 2025”^[4],做出了推进信息化与工业化深度融合的部署规划。工业制造与智能化技术深度融合已成为推动工业制造模式变革和工业转型升级的核心动力。

工业智能化是以信息技术为基础,配合生产、管理、服务等制造环节,实现环境自感知、智能优化自决策、精准控制自执行等功能的先进工业流程、系统和模式的总称^[5]。工业智能化以大数据、人工智能、云计算、物联网为核心,以工业大数据为驱动,围绕智能制造典型场景与整个产品全生命周期环节产生的各类数据,实现生产状态和安全信息的实时数据



王国胤 教授,博士生导师,现任重庆邮电大学副校长。教育部“长江学者”特聘教授,“万人计划”科技创新领军人才,“新世纪百千万人才工程”国家级人选。曾任国际粗糙集学会理事长,现任中国人工智能学会副理事长、是国际粗糙集学会、中国人工智能学会和中国计算机学会会员。

采集、风险分析、智能推演、应急处置、辅助决策等功能。

工业智能化技术的出现为工业生产安全管理带来全新的处理思路。生产安全事件尤其是重大生产安全事件往往具备后果严重、持续时间长和影响范围广泛等特点,形成原因难以准确确定、事件形成机理难以完全明晰、演化和传播路径难以精准预测。本文以工业智能化技术为重点,总结大数据分析 & 挖掘技术在安全生产领域的应用,提出基于认知计算的大数据智能计算方法(多粒度认知计算),并以煤矿安全管理决策中的风险评估为例进行应用实践。

1 面向工业生产安全的大数据及其价值

当前,我国工业经济规模居全球首位,初步建成门类齐全、独立完整的现代工业体系,工业化水平接

收稿日期:2021-02-05; 修回日期:2021-06-19

* 通信作者,Email: wanggy@cqupt.edu.cn

本文受到国家自然科学基金面上项目(61772096)、教育部哲学社会科学重大课题攻关项目(20JZD026)、重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-cxttX0002)和在渝本科高校与中国科学院所属院所合作项目(HZ2021008)的资助。

近发达国家,但依然存在不少问题,以安全问题最为引人关注。不同于其他安全事故,工业生产安全事故具有危险系数高、影响区域大、事故人数多等特点。以 2019 年为例,全年各类生产安全事故死亡接近 30 000 人^[6],虽然随着生产技术的不断进步安全生产态势有所好转,但死亡人数依然处于高位,形势依然严峻(图 1)。

工业智能化技术的出现为工业生产安全保障带来全新解决方案。随着物联网技术与工业生产领域的深度结合,海量工业大数据为面向工业场景的大数据分析成为可能,相应的分析处理技术得到长足发展。

当前,面向海量数据知识获取的大数据分析处理技术已经广泛应用于社会生产生活中,已经有非常多的成功应用案例。如通过网络搜索信息,准确预测流感区域^[7];通过社交网络用户行为分析,助推国家领导人竞选^[8];基于工业生产大数据,实现世界上最大地下矿山(瑞典基律纳铁矿)的智能化开采、智能化控制系统等,效率与安全兼顾,成为最优秀的智能矿山之一^[9]。

与传统大数据分析略有不同,工业生产大数据分析具有数据规模更大、数据类型更复杂、表现形式更多样特点;制造设计阶段有大量的技术数据,包括二维、三维图纸,数控仿真图形等;生产过程中又存在海量状态数据、环境数据以及控制数据。借助大数据分析处理技术,如何从以上工业大数据中获取信息、创造价值,保障生产设备及人员安全已迫在眉睫。

2 生产安全大数据分析 & 挖掘技术进展及挑战

经典的大数据挖掘技术融合了数据库、模式识

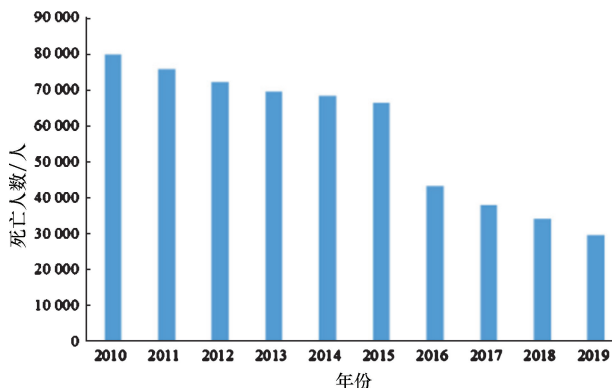


图 1 2010 至 2019 年工业生产死亡人数^[6]

别、机器学习、统计学和数据可视化等多个领域的理论和技术,在工业中主要包括智能监测、故障诊断、生产决策,在工业生产中主要有以下典型应用:

(1) 生产管理。基于工业产品用户需求,构建模糊 Kano 模型进行个性化生产^[10];利用长短期记忆深度学习模型进行电力荷载动态预测^[11];将线性加权与层次分析法相结合,进行工业设备自动化配置^[12]。

(2) 风险评价。通过数据流处理技术,对安全事件进行风险因素识别与分析,在航天航空数据上取得了不错的效果^[13];在风险态势方面,专家知识与模糊贝叶斯网络有机结合,进行不确定性事故预测^[14]。

(3) 事故控制。将神经网络方法应用到工业 CT 图像缺陷检测中,有效提高了设备故障排查效率^[15];基于空间数据挖掘和 GIS 技术构建了煤矿安全监测系统,有效提高煤矿安全管理水平^[16];采用自然语言处理技术对事故记录进行挖掘,构建事故发生信息链,有效阻止安全事故发生^[17]。

以上方法在工业安全管理方面虽已经取得了一定成效,但是存在的问题也同样明显^[18]:(1) 安全事故影响因素众多,受限于生产数据采集类型及时间窗口限制,仅从数据本身量化分析难以发现隐患与事故之间的关联特征,其数据挖掘结果难以应用,并缺乏可解释性;(2) 单纯的数据驱动或以经验为主的模型驱动分析面对生产过程中新出现知识(或模式)时,通常采用已有固定框架进行处理,缺乏可变角度、可变规模大小的自适应能力,在此基础上做出的决策容易限于局部细节、整体考虑不足,需要借助人类认知特点,进行智能化提升。

3 多粒度认知计算模型

3.1 认知科学与粒计算

认知科学是探究人脑或心智工作机制的前沿学科,通过对大脑信息处理过程的量化研究,揭示人脑工作机制。认知科学与生物技术、信息技术的深度结合,将对人类社会生产生活方式产生深远影响,直接推动以人工神经网络系统为代表的人工智能突破。

认知系统的复杂性直接决定人对事物的认知不可能只通过某一方面来实现,对事物的感知一定是多方面、多维度,这是认知科学的核心原则。而传统数据挖掘方法往往从问题的一个层次或者一个维度来思考问题,这与人的认知学习方式存在明显差异。

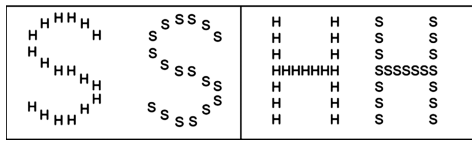


图2 大范围优先视觉图^[19]

此外,认知科学中还存在着“大范围优先”的认识规律^[19],视觉系统对全局拓扑特征最是敏感,直接处理细节特征并不符合认知规律。例如,图2中显示的字母,通常是通过轮廓先了解,之后才会观察局部细节。因此,认知过程是自上而下、从粗到细的。这种从不同层次逐级认识世界的方式,在认知计算中称为粒计算。

3.2 粒计算研究进展

粒计算是认知计算中研究基于粒化信息的思维方式、问题求解方法、信息处理技术的学科领域,是智能计算领域中一种新计算范式^[20]。粒计算研究主要包括多粒度信息描述、多粒度知识发现、跨粒度推理等^[21]。

多粒度信息表示。粒计算通过信息粒化(数据分解,基于自然属性、问题求解所需特征或局部性的内涵理解)进行信息多维描述。现实数据形式复杂,具有多模态性、多源性、异构性等特点,复杂的形式下表现出的粒化结构即要能够反应原本的数据信息,又要能够体现出数据之间的关联性。

多粒度信息处理。层次性是复杂系统的根本特征,数据之间必然存在着某种复杂的层次关系,即数据的多粒度性:在每一粒度层上能够完整详尽的表述出数据信息,此外还需考虑各粒度间的融合问题。

多粒度融合推理。大规模复杂问题求解往往耗时耗力,从粗粒度上求解问题会缺乏细节问题,不够精细,而从细粒度上求解可能会导致结果问题求解所需资源过多。因此,协调粗细粒度间数据分析与求解的相互转化,是粒计算面临的重大挑战。

粒计算的研究随着人工智能、认知心理学等学科的发展而逐渐深入。从模糊信息粒化问题^[22](美

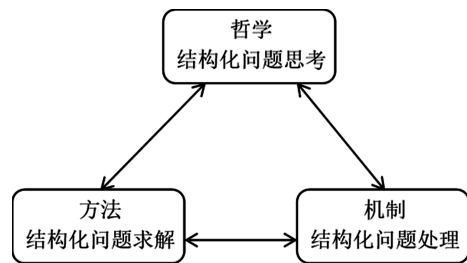


图3 粒计算的三角形结构^[23]

国著名控制论专家 Zadeh 于 20 世纪 80 年代提出)开始,逐步形成粗糙集(粒计算模型,将粒与认知科学中的学习分类能力紧密结合)、高空间(解决不同粒度间融合,从对象中推导概念主体)、云模型(根据定性与定量间的关系,处理不确定性概念的映射关系)等理论体系,从哲学、方法、机制等方面提出结构化问题的思考及处理等相互依存、相互转化关系(图3)。

粒计算是数据挖掘的有效技术,不同的粒度信息隐含着不同的数据特征^[24]。针对基于粒计算的数据挖掘方法研究取得了有效成果。例如,有学者提出了基于粒度信息的特征选择方法,用于处理数据中冗余特征和不相关特征,提高模型训练的效率^[25];利用受限玻尔兹曼机组成的自编码器来提取多粒度特征,用于平衡自编码器的分类决策成本^[26];通过社交网络上提供的文本进行多粒度模糊语言建模,选取最优表示方法,有效提升信息表示能力^[27]。

3.3 数据驱动的粒计算模型

与人类认知遵循从粗到细特点不同,计算机信息处理机制则恰恰相反。计算机处理信息总是从微观数据出发,由数据层次自底向上通过知识获取最终到达知识层次。为解决人类认知与机器处理过程之间的矛盾,王国胤提出了以数据驱动的粒认知计算模型(Data-driven Granular Cognitive Computing, DGCC)^[23],是从数据出发、以人类多层次认知思维模式为基础的多粒度认知计算模型。该模型有效地将计算、粒化和认知用数据驱动的方式关联在一起(图4)。

在图4所示结构中,计算是定量性质的数据挖掘,而粒化则是对数据进行面向问题(决策需求)观察角度的数据知识表征,认知则是对数据进行有专家先验知识的数据理解。其中,“计算”侧重数据科学,包括了数据的处理模型与方法;“认知”侧重理解,强调用户与数据之间的交互性;“粒化”侧重于数

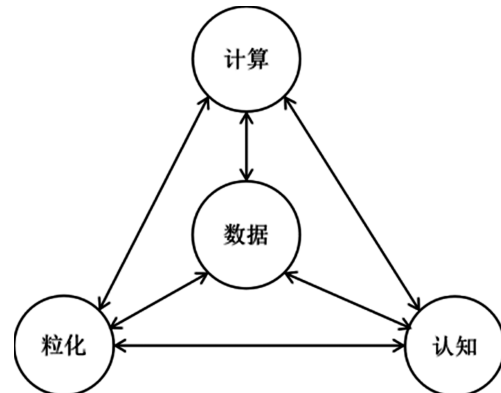


图4 认知、粒化、计算三角形结构^[28]

表1 依据煤矿监管监察体系,基于煤矿大数据的时间粒度的粒化标准

时间粒度水平	时间窗口	粒层	粒度的形式化表述
$\alpha=0$	$\omega=1$	分钟	$\Omega_0^t = \{x_i, \Delta x_i\}$
$\alpha=1$	$\omega=60$	小时	$\Omega_1^t = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\alpha=2$	$\omega=1\ 440$	天	$\Omega_2^t = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\alpha=3$	$\omega=43\ 200$	月	$\Omega_3^t = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\alpha=4$	$\omega=129\ 600$	季	$\Omega_4^t = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\alpha=5$	$\omega=518\ 400$	年	$\Omega_5^t = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$

表2 依据煤矿监管监察体系,基于煤矿大数据的空间粒度的粒化标准

空间粒度水平	粒层	空间粒度的形式化表述
$\lambda=0$	传感器	$\eta_0^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\lambda=1$	工作面	$\eta_1^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\lambda=2$	采区	$\eta_2^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\lambda=3$	矿区	$\eta_3^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\lambda=4$	市辖矿区	$\eta_4^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$
$\lambda=5$	省辖矿区	$\eta_5^s = \{C_1^i(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1}), \dots, C_n^i(E_{x_n}, E_{n_n}, H_{e_n})\}$

表3 天粒层表示结果^[30]

天粒层	E_x	E_n	H_e	风险粒度	隶属度
2019-01-01	0.0647	0.0066	0.0026	1	0.333596
2019-01-02	0.2257	0.0717	0.0053	2	0.487882
2019-01-03	0.4284	0.1102	0.0309	2	0.710186
...
2019-05-01	0.086	0.0857	0.0368	1	0.350332

在瓦斯浓度概念完成提取后(表3,其中 E_x , E_n , H_e 为云模型数字特征),即可以用于进一步大数据分析挖掘(采用传统机器学习方法),发现空间与时间上的潜在知识,进行安全生产管理风险评估或预警。

4.2 面向煤矿瓦斯的多粒度预测应用

瓦斯传感器是类型最多,数据源最全的煤矿监测数据,如何利用好这些海量的瓦斯监测数据,挖掘其中潜在的风险知识,为煤矿安全预警提供可靠的决策信息,规避事故风险,是当前极具价值的研究应用场景。本文应用基于前文的多粒度表示方法及概念提取,构建了一种基于时变云模型^[31]的多粒度煤矿风险预测方法,通过与煤矿监管监察架构相结合,将定量煤矿时间数据序列转换为时序定性概念集,并利用灰预测在数据抽象后的小样本环境的优势,

计算其云概念的灰度发展因子。该方法在不同粒度层面上对煤矿风险概念粒进行预测,实现煤矿部分领域的安全预警。

考虑到其煤矿时间序列多为振荡序列,且时间粒化后其各粒层概念集也普遍为非单调序列,因此,在进行多粒度预测建模时,要充分考虑到其随机振荡特点。通过平滑算子将处于振荡序列的数据流型转换成平滑流型,以此建立面向平滑数据流型的震荡灰色模型。最终在云模型的概念集合上,结合灰色预测方法,并引入平滑算子,对多粒度时变云建模(图7)。

在对比实验中,多粒度方法与其他算法相比(图8)取得了一定的优越性。传统的定量预测结果常常以均方误差等作为指标进行预测的精度判定,当其预测的是有云的三个参数表示的概念时,以单一的精度误差作为指标评价则忽略了概念的整体性及模糊性。而云模型的相似性度量可以在一定程度上克服预测结果随机性大、区分度不高的问题。表5中所示为多种相似度量下本方法与原方法的概念的平均相似度。可以看出,在多种概念相似度方法中,本方法与目标概念的平均相似度更高。这反映了该方法在进行时序预测时所进行的概念推理更接近真实值,结果更符合人的认知,为瓦斯安全的管理提供可靠依据。

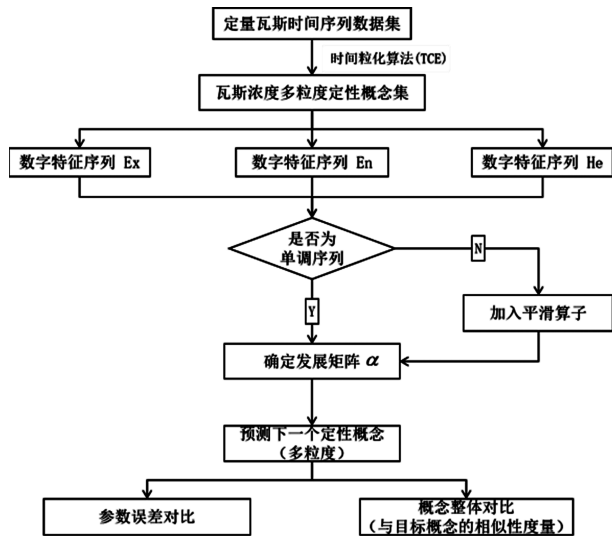


图 7 应用整体技术框架

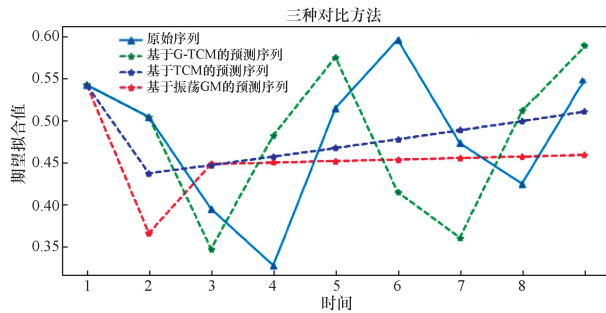


图 8 多粒度方法与其他方法对比

表 5 不同相似度量下与目标概念的相似度

相似度算法	高斯时变云	时变云
SCM	0.62378	0.48996
LICM ^[32]	0.71236	0.63275
ECM ^[33]	0.66522	0.48352
CCM ^[32]	0.57415	0.55231

5 结论

工业大数据的出现为多粒度认知计算发展提供了最好的应用场景,数据挖掘技术插上认知科学的翅膀将会迎来新一波发展浪潮。工业领域存在的大量专家知识与数据驱动的大数据智能化技术的有机结合,将极大促进工业的飞速发展,对于发挥工业大数据价值、保障生产设备与人员安全具有重要示范作用。当前,多粒度认知计算在工业生产安全领域的应用研究尚处于起步阶段,基于大数据的多粒度表示、粒层间的融合与分解、多粒度推理都具有较大研究空间。

参 考 文 献

- [1] Strategy for American Leadership in Advanced Manufacturing. (2018-12-05)/[2021-01-27]. <https://www.manufacturing.gov/news/announcements/2018/10/strategy-american-leadership-advanced-manufacturing>.
- [2] Ercan O, Gursev S. Literature review of Industry 4.0 and related technologies. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020(31): 127—182.
- [3] The Government Office for Science, London. The Future of Manufacturing: A new era of opportunity and challenge for the UK. (2013-08-10)/[2021-01-27]. https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/255923/13-810-future-manufacturing-summary-report.pdf.
- [4] 国务院. 国务院关于印发《中国制造 2025》的通知. (2015-05-19)/[2021-01-27]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm.
- [5] Ge Z, Song Z, Ding S, et al. Data Mining and Analytics in the Process Industry: the Role of Machine Learning. *IEEE Access*, 2017, 5: 20590—20616.
- [6] 中华人民共和国统计局数据库. 中华人民共和国 2019 年国民经济和社会发展统计公报. (2020-02-28)/[2021-01-27]. http://www.stats.gov.cn/tjsj/zxfb/202002/t20200228_1728913.html.
- [7] Pollett S, Boscardin WJ, Azziz-Baumgartner E, et al. Evaluating google flu trends in Latin America: important lessons for the next phase of digital disease detection. *Clinical Infectious Diseases*, 2016, 64(1): 34—41.
- [8] Ward K. Social networks, the 2016 US presidential election, and Kantian ethics: applying the categorical imperative to Cambridge Analytica's behavioral microtargeting. *Journal of Media Ethics*, 2016, 33: 133—148.
- [9] 崔亚仲, 白明亮, 李波. 智能矿山大数据关键技术与发展研究. *煤炭科学技术*, 2019, 47(3): 66—74.
- [10] 汪天雄. 基于模糊 Kano 模型的智能空气净化器设计研究. *机械设计*, 2017, 34(2): 122—125.
- [11] 杨甲甲, 刘国龙, 赵俊华, 等. 采用长短期记忆深度学习模型的工业负荷短期预测方法. *电力建设*, 2018, 39(10): 20—27.
- [12] Rathee G, Ahmad F, Iqbal R, et al. Cognitive automation for smart decision-making in industrial internet of things. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 17: 2152—2159.
- [13] Shi D, Guan J, Zurada J, et al. A data-mining approach to identification of risk factors in safety management systems. *Journal of Management Information Systems*, 2017, 34: 1054—1081.
- [14] Zarei E, Khakzad N, Cozzani V, et al. Safety analysis of process systems using Fuzzy Bayesian Network (FBN). *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2019, 57: 7—16.
- [15] 常海涛, 苟军年, 李晓梅. Faster R-CNN 在工业 CT 图像缺陷检测中的应用. *中国图象图形学报*, 2018, 23(7): 1061—1071.

- [16] Shao C, Wu Q, Xin G. The research on safety monitoring system of coal mine based on spatial data mining. 2009 Second International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining, 2009; 126—129.
- [17] Nakata T. Text-mining on incident reports to find knowledge on industrial safety. 2017 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2017; 1—5.
- [18] 杨洁, 王国胤, 刘群, 等. 正态云模型研究回顾与展望. 计算机学报, 2018, 41(3): 724—744.
- [19] 陈霖. “大范围优先”对象形成的神经关联: 前颞叶. 生命科学, 2008, 20(5): 718—721.
- [20] 苗夺谦, 张清华, 钱宇华, 等. 从人类智能到机器实现模型——粒计算理论与方法. 智能系统学报, 2016, 11(6): 743—757.
- [20] 苗夺谦, 张清华, 钱宇华, 等. 从人类智能到机器实现模型——粒计算理论与方法. 智能系统学报, 2016, 11(6): 743—757.
- [21] 于洪, 何德牛, 王国胤, 等. 大数据智能决策. 自动化学报, 2020, 46(5): 878—896.
- [22] Zadeh L. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. Fuzzy Sets Syst. 1997, 90; 111—127.
- [22] Zadeh LA. Toward a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic. Fuzzy Sets and Systems, 1997, 90(2): 111—127.
- [23] 王国胤, 于洪. 多粒度认知计算——一种大数据智能计算的新模型. 数据与计算发展前沿, 2019, 2(6): 75—85.
- [24] Chen CL, Zhang CY. Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: a survey on big data. Sci., 2014, 275: 314—347
- [25] Dong H, Li T, Ding R et al. A novel hybrid genetic algorithm with granular information for feature selection and optimization. Applied Soft Computing, 2018, 65: 33—46.
- [26] Zhang L, Li H, Zhou X, et al. Sequential three-way decision based on multi-granular autoencoder features. Sci., 2020, 507: 630—643.
- [27] Morente-Moliner JA, Kou G, Pang C, et al. An automatic procedure to create fuzzy ontologies from users' opinions using sentiment analysis procedures and multi-granular fuzzy linguistic modelling methods. Information Sciences, 2019, 476: 222—238.
- [28] Wang GY. DGCC: data-driven granular cognitive computing. Granular Computing, 2017, 2(4): 343—355.
- [29] 王国胤, 李帅, 杨洁. 知识与数据双向驱动的多粒度认知计算. 西北大学学报(自然科学版), 2018, 48(4): 488—500.
- [30] 代劲, 张磊, 王国胤. 基于云模型的煤矿安全大数据多粒度表示方法及应用. 控制与决策. 2021, 36(10): 2361—2368.
- [31] 刘会杰. 灰色预测模型优化分析及其应用研究. 重庆邮电大学, 2017.
- [32] 查翔, 倪世宏, 谢川, 等. 云相似度的概念跃升间接计算方法. 系统工程与电子技术, 2015, 37(7): 1676—1682.
- [33] 李海林, 郭崇慧, 邱望仁. 正态云模型相似度计算方法. 电子学报, 2011(11): 2561—2567.

Production Safety Management and Decision-making based on Multi-granularity Cognitive Computing

Wang Guoyin* Dai Jin Li Hao

Chongqing Key Laboratory of Computing Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065

Abstract Production safety is an important guarantee for the healthy development of the industry. Major production safety accidents are usually characterized by the difficulty in accurately determining the cause of production accidents, the difficulty in fully understanding the mechanism of the events forming, and the difficulty in accurately predicting the evolution and propagation path, which greatly limits the application of big data analysis and mining technology in industrial security safety. In response to the needs of industrial production safety management and decision-making in cross temporal-spatial scales, multi-scale, and multi-granularity, the corresponding computational models and methods are constructed from the perspectives of multi-granular knowledge expression, data and cognitive bi-directional conversion, drawing on the multi-granularity thinking and problem-solving patterns of human brain cognition. The application practiced in coal mine safety production shows that multi-granular cognitive computing is an effective model for intelligent decision-making in production safety management.

Keywords big data intelligence; cognitive computing; granular computing; data mining; safety management

(责任编辑 姜钧译)

* Corresponding Author, Email: wanggy@cqupt.edu.cn