闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系的构建研究

牛思源,刘龙成,张喆安,彭智婷,白云龙

(核工业北京化工冶金研究院 数字化铀矿采冶团队,北京　101149)

摘要:为应对原地浸出采铀技术在实时数据分析不足、智能决策支持欠缺、动态优化能力有限、实时生产策略制定复杂及全生命周期循环调优困难等挑战,提出了一种闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系,并阐述了该体系的基本概念、关键技术、系统组成及运行框架。该体系以反应运移模型为基础,以动态数据监测、数据同化及动态多目标生产优化为核心,旨在提升地浸采铀的智能化水平和优化管理能力。该体系的构建与应用有望推动地浸采铀的数智化进程,并为铀资源全生命周期开发与管理提供坚实的理论支撑。

关键词:原地浸出;铀;动态开采;开发与管理体系;数据同化;动态多目标生产优化

中图分类号:TL212　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1009-2617(2025)06-0806-09

DOI:10.13355/j.cnki.sfyj.2025.06.013

原地浸出采铀技术成本低,无尾矿和废弃矿石露天堆积,适用于低品位、埋藏深、分布不连续等采用传统露采与井采方式难以经济开发的矿床类型,目前已在全世界范围内广泛应用[1-2]。但当前我国原地浸出采铀技术仍面临诸多挑战,包括数据获取与集成困难、模型预测精度不足、标准化程度较低,以及开发管理体系整体化水平有待提升等问题。此外,铀矿山实际浸出周期长且不确定性因素较多[3],易导致工艺成本、操作方法和技术需求不断变化。因此,恒定的生产策略难以满足铀矿山持续开采的需求,而以闭环的方式持续修订并实时更新生产策略,从而建立符合矿山生产经营目标的实时最优生产策略十分必要。

针对原地浸出采铀技术中缺乏能够根据监测数据实时调整生产参数的动态优化机制,生产参数难以随工况动态调整,以及在全生命周期内难以实现系统性循环调优等关键问题,提出了一种闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系。该体系以反应运移模型为基础,围绕动态数据监测、数据同化、动态多目标生产优化构建其核心架构,并结合数智化动态开采体系[4]与闭环开发与管理理念的技术优势,旨在实现地浸采铀全生命周期的深度融合与动态调优,提升资源利用率和经济效益,为实际应用提供理论与实践参考。

1　闭环地浸采铀的动态开采与智能管理的不确定性

在铀矿开发和管理中,选择适当的生产策略是一项复杂的任务,其中包含多种不确定因素相关的风险[5-7]。忽视这些因素可能导致制定的生产策略偏离实际最优解,从而在预测生产性能时产生明显误差[3,8]。而受到技术手段限制,在模拟过程中考虑所有不确定性因素并不现实,因此需在不确定性水平和解决方案可靠性之间找到平衡,以实现生产策略最优化。

闭环地浸采铀的动态开采与智能管理中存在的不确定性因素可归纳为 7 方面:地质、原地浸出采铀工程、工艺-技术革新、经济和国际政治、数据可靠性、模拟和运营。

地质不确定性主要指矿体品位、含水层孔隙度、渗透系数等[7-9]地质参数的不确定性;原地浸出采铀工程不确定性主要是指地下水浸出系统的

收稿日期:2025-04-29

基金项目:中核集团基础研究项目(CNNC-JCYJ-202333)。

第一作者简介:牛思源(1998—),女,硕士,助理工程师,主要研究方向为水文地质、铀矿冶。

通信作者简介:刘龙成(1965—),男,博士,教授,主要研究方向铀矿冶、核素迁移。

控矿范围、浸出液类型与浓度等[10-12]与开采过程相关参数的不确定性；工艺-技术革新的不确定性则与未来技术进步的未知性相关，这可能导致开采工艺的革新；经济和国际政治不确定性是指受到国际政治局势、技术发展、市场动态和宏观经济条件的综合影响，导致铀价波动、资本与业务支出（如设备采购及开采成本）等产生不确定性；数据不确定性与观测数据的精度密切相关，这取决于物探数据、溶质数据、水位数据和流量数据等[13-15]观测工具的性能；模拟不确定性涉及到在仿真模拟中的简化假设，这可能影响模型的可靠性[16-17]；运营不确定性则与开采过程中的技术故障、决策延迟、自然灾害及供应链中断等因素相关，可能导致停产或操作条件的变化。

地浸采铀系统中的多源不确定性彼此紧密关联，其影响在系统各环节间动态传递，如地质参数不确定性影响浸出路径和井网设计，进而影响工程实施与模拟精度。这种不确定性间的深度关联与影响的动态传递共同导致了系统整体的非线性和动态反馈特征。为系统识别和分类这些复杂的不确定性类型，提出了七维不确定性分析框架。该框架有助于在模型输入与优化过程中统一考虑多源不确定性，并理清从数据监测、同化到决策优化的闭环建模逻辑。相比传统分类方法，该框架更具系统性与适应性，也能为后续评估不确定性对动态决策的影响提供理论基础与方法支撑。

2　闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系的构成

将原地浸出动态开采体系以闭环形式进行开发与管理，意味着在整个开采过程中实施动态的监控、反馈和优化循环。一些文献中通常将闭环描述为双组分过程，包括数据同化与生产优化[18]。在石油领域，Sarma 等[19]将闭环油田管理体系分为生产优化、模型更新和不确定性分析三部分。Shirangi 等[20]则将其分为生产优化、数据监测和数据同化三部分。结合这些经验，将闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系划分为 4 个主要环节：

1）数据监测。使用动态监测系统获取生产过程中不断更新的信息，如浸出液浓度、地下水位、地下水流量等，利用监测数据构建传统静态模型，如构建地质结构模型、地下水渗流模型和反应运移模型等，利用传统模型生成虚拟数据。

2）数据同化。利用虚拟数据，通过深度学习算法构建地浸采铀不确定场智能代理模型，通过实时监测数据，结合需求、技术规范和实践经验实时更新调整智能代理模型。

3）动态多目标生产优化。结合运维数据与模型模拟预测结果，通过动态多目标生产优化算法在多约束条件下搜索最优解集。该算法同时考虑产量最大化、资源回收率提高、溶剂用量控制、环境扰动最小化等目标，确定实时最优生产策略。如在设计阶段，确定井网密度和采区开发的优先顺序；在生产阶段，调节钻孔设计和浸出剂抽注液流量；在退役阶段，确定采区修复的关键区域及其修复顺序。

4）运行。使用选定的实时最优生产策略调节地浸采铀运行体系，对地浸采铀运行体系进行自动化控制与人工干预辅助调节，以实现生产系统的自适应运行。所谓实时最优生产策略，是指在每一个时间步基于最新监测数据与预测模型计算结果，综合考虑产量最大化、资源回收率提升、溶剂与能耗控制、环境扰动最小化等多目标约束条件下形成的最优控制方案。

闭环地浸采铀的动态开采与智能管理的基本概念示意如图 1 所示。完整的闭环体系包含两个子系统：一是用于模拟预测地浸采铀不确定场的智能代理模型子系统；二是体现实际采铀操作与响应的生产场地子系统。整个闭环过程围绕“数据监测—数据同化—生产优化—策略执行”四个核心阶段进行动态循环，贯穿地浸采铀的设计、开采及退役全过程（图 2）。

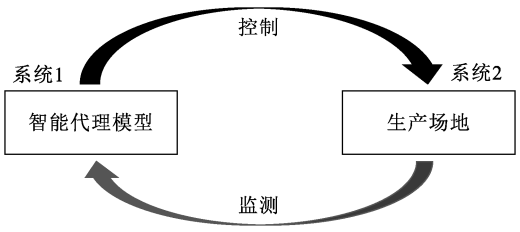


图 1　闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系基本概念示意

Fig. 1　Basic conceptual diagram of dynamic mining and intelligent management system for closed-loop in-situ leaching of uranium

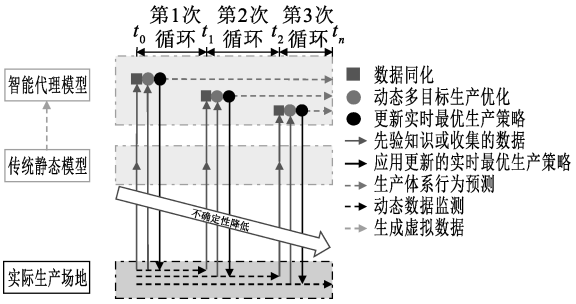


图 2 闭环地浸采铀的动态开采与智能管理及其元素的详细示意

Fig. 2 A detailed diagram of dynamic mining and intelligent management system for closed-loop in-situ leaching of uranium and its elements

在数据监测阶段，系统部署动态监测系统，从生产现场实时采集多源数据，涵盖地质属性（孔隙度、渗透率）、水文特征（地下水位、水流速、水化学参数）、注采工况（浸出剂浓度、注采量、注采压差）、矿床属性（矿石品位、氧化还原界面）等。这些数据与先验地质数据（如地质勘探结果、水文观测井数据及历史开采数据）融合后构建静态物理-水文-地球化学模型，并基于该模型生成大量不确定性场虚拟数据，进一步构建智能代理模型。

在数据同化阶段，依托数据同化算法，系统基于实时生产数据不断更新智能代理模型参数，以更准确地模拟地浸采铀生产体系，并对其在剩余生命周期内的生产行为进行预测。

在生产优化阶段，系统将基于智能代理模型的模拟结果和实时监测数据，通过动态多目标生产优化算法确定实时最优生产策略。综合考虑产量最大化、浸出率、溶剂与能耗控制、地下水扰动最小化等目标，形成具有工程可执行性的实时最优生产策略。该策略涵盖注采井调整、注采流量设定、浸出剂配比优化等关键变量，并具有明确的时序性和调控窗参数。

在策略执行阶段，将上述优化策略输入自动化控制系统，并结合人工干预机制，实现对地浸采铀运行体系的智能调控，形成反馈闭环。

通过在原地浸出采铀的全生命周期内持续执行数据监测、数据同化和生产优化的循环迭代，系统在不断采集—更新—优化—调控的动态流程中，实现对地下不确定性场的持续认知强化与资源开采行为的实时自适应调整，确保生产方案始终保持最优，从而提高资源利用率和经济效益。

在地浸采铀的全生命周期开发与管理中，随着循环的持续进行，累积的相关信息愈加丰富，数据同化环节对智能代理模型的更新愈加精细，模型的精确度得到不断提升，从而对实际生产的预测和指导作用逐步增强。上述数据监测、数据同化、生产优化和运行过程将在地浸采铀全生命周期的设计—开采—退役阶段循环进行，并通过实时调控不断深化对地浸采铀系统的理解，逐步降低模型的不确定性。该闭环体系通过不断的模型更新与实时策略反馈，能够有效提高资源开采的协同性与响应性，进而增强系统对复杂地下环境的适应能力。理论上，该系统具备提升资源利用效率、降低能耗投入、减少环境干扰与退役修复负担的潜力，能为原地浸出采铀的可持续发展提供有力的技术支撑。

但当前技术与管理体系在多个方面仍存在不足。首先，不合理的设计或不可靠的设备导致数据监测精度不足，无法有效降低模型的不确定性，如在井下高温、高腐蚀、高矿化度等复杂介质环境中，监测设备易出现电极腐蚀、信号漂移、传输中断等故障，严重影响数据的连续性与准确性，难以获取高质量数据；其次，传统静态模型计算复杂且耗时，无法满足地浸采铀动态开采实时响应的需求。为此采用智能代理模型替代传统模型成为关键，其高效的计算能力可显著缩短运行时间，同时能实现对生产现场的实时调控与较高精度的预测支持[21-22]。最后，利用智能代理模型，通过动态多目标生产优化算法得到实时最优生产策略。

目前，原地浸出采铀在设计—开采—退役阶段的生产策略调整主要依赖历史数据和经验，仅进行一次性、静态调整，缺乏持续的数据反馈与动态优化。传统方法未能充分考虑当前观测数据、模型参数和状态变量的不确定性，难以实现智能代理模型与生产场地的动态结合。尽管近年来随着自动监测技术和人工智能的发展，国内地浸采铀行业已逐步引入这些先进技术，但尚未形成以动态开采为技术核心的全生命周期闭环开发与管理体系，以实现更高效、更智能的生产策略调整。

2.1 数据同化

数据同化（Data Assimilation）是一种数据处理技术，可以充分考虑数据的观测场误差和背景场误差，在地浸采铀不确定场的智能代理模型运行过程中持续融合多尺度、多来源的观测数据，有

效利用实测数据调整模型运行轨迹，从而降低不确定性因素的影响，提高预测精度[23]。数据同化作为闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系的技术核心，其目标是通过现场响应实时调整智能代理模型，以减少地质和地浸采铀工程的不确定性。

在数据同化之前，需先对多种不确定性类型进行表征，通过采样技术生成数百种场景，为地浸采铀模型提供支持[7]。Schiozer 等将场景定义为所有可能存在的不确定性因素的特定组合，使用离散拉丁超立方与地质统计实现(DLHG)进行采样[24]。DLHG 应用了拉丁超立方采样(LHS)，并在采样步骤中整合了所有类型的不确定性，从而将连续属性离散化，然后实现与离散属性和地质统计相结合。随后对采样生成的场景进行数据同化分析。

完整的数据同化系统包括 3 个基本组成部分[25]：1)数据同化算法。包括连续数据同化算法和顺序数据同化算法[26]。前者通过优化模型初始参数来最小化模拟值与观测值之间的差异，从而降低模型误差(如 SCE-UA 算法[27]、模拟退火法[28]、最大似然法[29]等)；后者，即滤波算法，通过时间序列更新模型状态，常见的有卡尔曼滤波系列[30]和粒子滤波[31]等。2)动态模型。地浸采铀的动态开采系统是一种典型的动态模型[4]。该模型以矿床的地质结构、地下水流动系统，以及化学物质的反应和运移机制为基础，采用深度学习方法建立必要的智能代理模型，实现对地浸采铀全过程的动态、准确与实时一体化在线模拟与预测。3)观测数据。利用缪子成像监测系统[32]和光纤水位监测系统[33]实现区域尺度上连续动态信息的获取，这些系统虽无法直接解释地浸采铀的内在机制，但有效地解决了区域尺度上实时数据获取困难的问题，并在一定程度上与动态模型实现了优势互补。

目前基于数据同化的地浸采铀模拟研究可应用于以下 3 种模式：1)多源异构数据间的线性同化，提升缪子成像监测系统和光纤水位监测系统反演数据整体的数据监测精度。2)利用连续同化算法和动态观测数据，不断优化调整智能代理模型初始运行参数。3)利用顺序同化算法，同化动态观测数据和模型模拟数据，优化调整智能代理模型的运行轨迹。与早期单纯依赖线性关系的数据整合模式相比，后两种模式更符合现代研究中对数据同化的定义，通过算法与智能代理模型的结合，实现了数据的深度利用。

此外，在数据同化过程中，应该避免模型的过拟合问题。过拟合可能忽视测量数据中的固有不确定性，使模型虽能精确地复现历史数据，但在预测中表现不佳。这通常是由于模型基于有限的现场测量数据来调整过多的未知参数所致。为解决模型过拟合问题，可通过引入正则化项、约束参数数量、增强先验信息、采用贝叶斯数据同化方法，以及融合多源数据提高观测覆盖度等手段来提升模型的泛化能力[34]。此外，通过交叉验证和独立数据集测试模型性能，也是提高预测可靠性的重要策略。

总体来看，数据同化在闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系中的应用仍在起步阶段。目前的研究中还存在许多问题，如现场实时动态数据获取困难、在多个时间步长中智能代理模型精度较低等。此外，不同同化算法的差异可能会对数据同化的效率和精度造成影响，而目前的研究也缺乏对各类同化算法的对比评估。如何将数据同化方法更加高效地应用于地浸采铀模拟研究中，仍需进一步探究。

2.2　动态多目标生产优化

生产优化是闭环地浸采铀的动态开采与智能管理过程中每个周期的固有组成部分。它是在原地浸出采铀的设计—生产—退役三大阶段性周期内，通过目标函数对多组决策变量进行最大化或最小化优化的过程[35-36]。在进行生产优化时，通常涉及多个互相冲突的目标函数，如在一个地浸采铀项目中，可能希望在最大化铀矿采收率的同时最小化生产经营成本，或在最大化采铀量的同时最小化环境污染程度，即多目标(Multi-objective Optimization Problems，MOPs)优化问题[37-39]。在实际应用中，此类问题往往会随着时间或环境的变化而变化，这种时变性问题统称为动态多目标优化问题(Dynamic Multi-objective Optimization Problems，DMOPs)[40]，如原地浸出采铀、废水处理和资源调度问题等，都会面临随着环境变化而不断调整目标函数和约束条件的需求。传统的优化方法可能无法适应这些变化，因此，为了能在动态多变的环境下快速追踪到变化后的 Pareto 前沿，研究人员采用了动态多目标进化算法(Dy-

namic Multi-objective Evolutionary Algorithms, DMOEAs)[41]。为有效应对外部环境的持续变化,DMOEAs 采用环境变化检测策略实时监控环境动态,并借助环境变化响应机制持续追踪 Pareto前沿。

在采用动态多目标进化算法解决动态多目标优化问题时,可以根据算法处理动态性质的方式进行分类:第一类方法是通过修改单目标优化方法(Single-Multi-objective Optimization,SMO)的算子,以适应动态问题的需求[42-43];第二类方法,即动态多目标优化方法,不是干扰 SMO 的操作符,而是引入了独立运行的其他操作符[44-45]。这类方法通常由 3 个模块组成:1)静态多目标优化算法(Static Multi-Objective Optimization Algorithms,SMOAs),用于优化两个连续变化之间的平稳问题;2)环境变化检测机制,通过环境变化检测机制可以判断环境是否发生变化,并决定是否采用动态响应策略;3)动态响应机制,在环境变化后立即激活该机制,主要用于为新的时间步提供种子群种。响应机制可以大致分为多样性机制、记忆机制、预测机制。若采铀过程中环境发生变化,需要算法在有限时间内尽可能快速产生新种群收敛于新环境下的 Pareto 最优解集。若环境未发生变化,则采用静态多目标优化算法进行迭代优化。经典的多目标优化算法有 NSGA-Ⅱ[46]、RM-MEDA[47]、MOEA/D[48]。Liu X. 等在油田开发与管理过程中进行多目标生产优化,其目标是在最大化生命周期净现值的同时最大化短期生产净现值[49]。

尽管人工智能和原地浸出采铀技术近年来发展迅速,但当前采铀过程中的运行参数仍较大程度上依赖于原地踏勘、经验参数和预试验等传统方法,所得运行参数也存在误差,难以保证所采用生产方案达到全局或者局部最优。此外,现有的多目标生产优化技术基本属于静态范畴,未考虑地浸采铀全生命周期中的动态性能变化[50],导致所获得的矿山运营方案也存在很大的局限性,难以满足地浸采铀全生命周期的多目标生产优化需求。因此,针对地浸采铀过程中参数的动态变化,如采铀装置在运行中的持续磨损及周边环境对其性能的影响,这种动态性使得参数在采铀过程中不断变化,进而造成基于固定时段运行参数构建的多目标优化模型难以适应实际情况,表现出明显的局限性。这些模型无法及时有效地调整参数以响应这些变化,导致优化结果与实际运行结果之间存在较大偏差。由此,动态多目标生产优化在地浸采铀工艺中的应用仍需进一步深入研究。

3 闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系的标准框架

在新一代信息技术和地浸采铀技术的发展推动下,闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系通过真实空间与虚拟空间的双向映射与实时交互,实现数据监测、数据同化及动态多目标生产优化的全要素、全流程、全业务数据的集成和融合。这一过程通过不断的数据反馈和模型更新,实现各环节间的动态迭代优化,从而在满足特定目标和约束的前提下,形成了一种达到地浸采铀开发与管理最优化的闭环采铀运行新模式。在传统的科学研究中,学者们通常只关注闭环体系中数据同化及生产优化两个关键环节,研究通常局限于地浸采铀的设计、开采和退役的某一阶段,并基于简化假设构建相对简单的小型模型。但针对地浸采铀全生命周期闭环开发与管理体系的标准化步骤,当前的研究尚未给出全面的分析和解决方案。图 3 为闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系的标准运行框架。

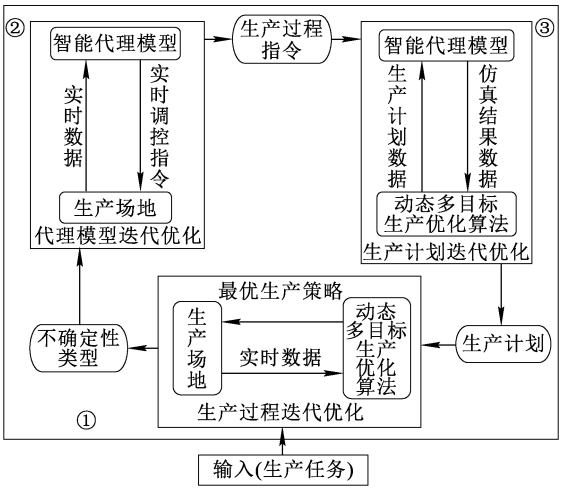


图 3 闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系标准框架

Fig. 3 Standard framework for dynamic mining and intelligent management system for closed-loop in-situ leaching of uranium

图 3 中阶段①是生产场地与动态多目标生产优化算法的交互过程。当闭环地浸开发与管理体系接到输入（如生产任务）时，动态监测系统（如缪子成像监测系统和光纤水位监测系统）将对生产场地进行实时监测，并获取动态数据。该数据结合静态观测数据（如地质勘查、地球物理、地球化学和工艺参数等），对生产中的关键不确定性因素进行识别和管理。随后，系统基于任务目标与约束条件，生成初始地浸采铀方案，并下达至生产现场执行。生产现场将各不确定性因素调整到合适的状态，并在此过程中不断将实时数据发送至智能代理模型进行模拟及预测。若实际状态与当前生产策略发生冲突，系统将触发动态多目标优化过程，对方案进行迭代调整，确保生产策略与实时环境变化相协调。

图 3 中阶段②反应了智能代理模型与生产现场间的交互过程。在采铀过程中，生产现场将实时数据传至智能代理模型，智能代理模型根据生产现场的实时状态对自身进行状态更新，并将生产现场的实际运行状况与模型预测结果进行对比。若二者产生偏差，模型将识别扰动因素，并基于这些因素对原地浸出采铀过程进行仿真。基于实时数据、历史生产数据及其他相关信息，智能代理模型从全要素、全流程、全业务的角度对生产过程进行评估、优化及预测，并将优化结果反馈至动态多目标生产优化环节，间接优化生产场地。如此反复迭代，实现实时生产策略最优。

图 3 中阶段③反映了闭环地浸开发与管理中，数据同化生成的智能代理模型与多目标生产优化的交互过程。在该过程中，智能代理模型首先接收阶段①生成的初始生产方案，并在地浸采铀生产计划及仿真分析结果的历史数据、生产的实时数据及其他关联数据的驱动下，通过数据同化算法生成智能代理模型，再通过模型在动态监测系统的驱动下实时模拟地浸采铀的动态变化，从而提前预知地浸采铀工程内部及外部的扰动情况性。智能代理模型将以上过程中得到的模拟仿真分析结果反馈至动态多目标生产优化环节，动态多目标生产优化算法基于模拟仿真结果与生产现场的实时数据对生产计划进行动态修正及优化，并将实时最优生产策略传至生产现场，生产现场得到的实时数据再次传至智能代理模型与生产优化模型。如此反复迭代，达到实时生产策略最优。

通过以上 3 个阶段，闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系不断进行循环迭代，得到实时最优生产策略，闭环体系也在这一过程中得到不断改进与完善。

4　结论

针对原地浸出采铀领域中动态优化机制缺失、全生命周期循环调优困难等核心问题，通过系统整合多学科理论方法，研究并提出了“闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系”理论框架，结论如下：

1）提出了包含地质、原地浸出采铀工程、工艺-技术革新、经济和国际政治、数据可靠性、模拟和运营的七维不确定性分析框架，相较于传统分类方法更具系统性与适应性。该框架为识别与分析地浸采铀过程中多源不确定性提供了统一视角，也为进一步研究其对动态决策的影响奠定了基础，从而为复杂动态系统的建模与优化提供了理论支撑。

2）创新性地将动态数据监测、数据同化与多目标优化技术进行系统集成，形成“监测—数据同化—生产优化—反馈”闭环运行机制，其中数据同化方法可有效融合多源异构数据，动态多目标优化算法可协同解决浸出率、资源回收与成本控制等多目标冲突问题，为全生命周期动态调优提供了方法论支撑。

3）提出的闭环体系架构通过关键技术模块的有机衔接，实现了开发管理过程的数字化映射与智能化迭代，相较于传统分段式管理模式，在策略自适应能力及决策科学性方面具有显著理论优势。

研究构建的“闭环地浸采铀的动态开采与智能管理体系”理论框架在提升铀资源采收率、降低环境风险方面具有显著潜力，可为地浸采铀的数智化转型提供一套完整的理论支撑与技术路线。但在复杂地质条件下的多目标优化机制、长周期数据积累对模型迭代的影响规律等方面存在研究空白，后续将着重开展实证分析，通过对试验数据的分析研究进一步验证体系的有效性，并开展深化智能算法与矿山实际工况的适配性研究。

参考文献：

[1]　李衡，周义朋. 地浸采铀溶质运移研究进展及展望[J]. 稀有

金属,2019,43(3):319-330.
LI Heng,ZHOU Yipeng. Progress and prospect of research on solute transport during in-situ leaching of uranium[J]. Chinese Journal of Rare Metals,2019,43(3):319-330.

[2] WANG P,TAN K,LI Y,et al. Effect of pyrite on the leaching kinetics of pitchblende in the process of acid in situ leaching of uranium[J]. Minerals,2022,12(5). DOI:10.3390/min12050570.

[3] BOTECHIA V E,DA SILVA GASPAR A T F,AVANSI G D,et al. Investigation of production forecast biases of simulation models in a benchmark case[J]. Oil & Gas Sciences and Technology,2018,73. DOI:10.2516/ogst/2018014.

[4] 刘龙成,张喆安. 铀的数智化原地浸出动态开采体系的探索与构建[J]. 湿法冶金,2025,44(1):1-9.
LIU Longcheng,ZHANG Zhean. Exploration and construction of a digital-intelligent in-situ leaching dynamic mining system for uranium[J]. Hydrometallurgy of China,2025,44(1):1-9.

[5] SANTOS S M G,BOTECHIA V E,SCHIOZER D J,et al. Expected value,downside risk and upside potential as decision criteria in production strategy selection for petroleum field development[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering,2017,157:81-93.

[6] SANTOS S M G,GASPAR A T F S,SCHIOZER D J. Value of information in reservoir development projects:technical indicators to prioritize uncertainties and information sources[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering,2017,157:1179-1191.

[7] LANGANAY J,ROMARY T,FREULON X,et al. Uncertainty quantification for uranium production in mining exploitation by in situ recovery[J]. Computational Geosciences,2021,25(3):831-850.

[8] MEDDAUGH W,MEDDAUGH W,MCCRAY B. Quantitative assessment of the impact of sparse data and decision bias on reservoir recovery forecasts [C]//Society of Petroleum Engineers. SPE Annual Technical Conference and Exhibition,San Antonio,Texas,USA:Society of Petroleum Engineers,2017. DOI:10.2118/187402-MS,2017.

[9] ABZALOV M Z,DROBOV S R,GORBATENKO O,et al. Resource estimation of in situ leach uranium projects[J]. Applied Earth Science,2014,123(2):71-85.

[10] WANG B,LUO Y,LIU J H,et al. Ion migration in in-situ leaching (ISL) of uranium:field trial and reactive transport modelling[J]. Journal of Hydrology,2022,615. DOI:10.1016/j.jhydrol.2022.128634.

[11] WANG B,LUO Y,QIAN J Z,et al. Machine learning-based optimal design of the in-situ leaching process parameter (ISLPP) for the acid in-situ leaching of uranium[J]. Journal of Hydrology,2023,626. DOI:10.1016/j.jhydrol.2023.130234.

[12] DANGELMAYR M A,REIMUS P W,JOHNSON R H,et al. Uncertainty and variability in laboratory derived sorption parameters of sediments from a uranium in situ recovery site[J]. Journal of Contaminant Hydrology,2018,213:28-39.

[13] 龚禾林,刘威震,吴屈,等. 核反应堆物理计算数据同化研究进展[J]. 火箭军工程大学学报,2024,38(2):57-71.
GONG Helin,LIU Weizhen,WU Qu,et al. Progress of data assimilation in reactor physics[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering,2024,38(2):57-71.

[14] JAHANDIDEH A,JAFARPOUR B. Hedging against uncertain future development plans in closed-loop field development optimization[C]//Society of Petroleum Engineers. SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Dallas,Texas,USA:Society of Petroleum Engineers,2018. DOI:10.2118/191622-ms.

[15] JAHANDIDEH A,JAFARPOUR B. Closed-loop stochastic oilfield optimization for hedging against geologic,development,and operation uncertainty[J]. Computational Geosciences,2020,24(1):129-148.

[16] HAMMOND G E,LICHTNER P C,MILLS R. Evaluating the performance of parallel subsurface simulators:An illustrative example with PFLOTRAN[J]. Water Resources Research,2014,50(1):208-228.

[17] 陈骏骏. 基于深度学习的地下水反应性溶质运移模型参数反演研究[D]. 长春:吉林大学,2023.

[18] CHEN C,LI G,REYNOLDS A C. Robust constrained optimization of short-and long-term net present value for closed-loop reservoir management[J]. SPE Journal,2012,17(3):849-864.

[19] SARMA P,DURLOFSKY L,AZIZ K. Computational techniques for closed-loop reservoir modeling with application to a realistic reservoir[J]. Petroleum Science and Technology,2008,26(10/11):1120-1140.

[20] SHIRANGI M G,DURLOFSKY L J. Closed-loop field development under uncertainty by use of optimization with sample validation[J]. SPE Journal,2015,20(5):908-922.

[21] JI W G,LUO Y,WANG B,et al. Integrated surrogate framework for reactive transport simulation of uranium in situ leaching with generative models[J]. Journal of Hydrology,2024,630. DOI:10.1016/j.jhydrol.2024.130737.

[22] 余东原,罗跃,梁大业,等. 基于机器学习方法预测地浸过程中铀浸出金属量的变化[J]. 有色金属(冶炼部分),2024,(2):92-98.
YU Dongyuan,LUO Yue,LIANG Daye,et al. Predicting the variation of uranium leaching metal content in ground-leaching process based on machine learning methods[J]. Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy),2024,(2):92-98.

[23] ABDEL-KHALIK H,TURINSKY P,JESSEE M,et al. Uncertainty quantification,sensitivity analysis,and data assimilation for nuclear systems simulation[J]. Nuclear Data Sheets,2008,109(12):2785-2790.

[24] SCHIOZER D J，DOS SANTOS A A D S，GRAÇA SANTOS D S M，et al. Model-based decision analysis applied to petroleum field development and management[J]. Oil & Gas Science and Technology-Revue IFP Energies，2019，74. DOI：10.2516/ogst/2019019.

[25] 黄健熙，黄海，马鸿元，等. 遥感与作物生长模型数据同化应用综述[J]. 农业工程学报，2018，34(21)：144-156.
HUANG Jianxi，HUANG Hai，MA Hongyuan，et al. Review on data assimilation of remote sensing and crop growth models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2018，34(21)：144-156.

[26] 李新，摆玉龙. 顺序数据同化的 Bayes 滤波框架[J]. 地球科学进展，2010，25(5)：515-522.
LI Xin，BAI Yulong. A bayesian filter framework for sequential data assimilation[J]. Advances in Earth Science，2010，25(5)：515-522.

[27] NAEINI M R，ANALUI B，GUPTA H，et al. Three decades of the Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) optimization algorithm：review and applications[J]. Scientia Iranica，2019，26(4)：2015-2031.

[28] 何启茹. 基于模拟退火法的天气预报 KF 参数确定算法研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2021.

[29] ZHANG Y，HUANG J，HUANG H，et al. Grassland aboveground biomass estimation through assimilating remote sensing data into a grass simulation model[J]. Remote Sensing，2022，14(13). DOI：10.3390/rs14133194.

[30] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. 1960，82(1)：35-45.

[31] HAMMERSLEY J M，MORTON K W. Poor man's monte carlo[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series：B，1954，16(1)：23-38.

[32] 智宇，周静，陈雷，等. 宇宙线缪子散射成像模拟与算法研究[J]. 原子能科学技术，2020，54(6)：990-997.
ZHI Yu，ZHOU Jing，CHEN Lei，et al. Research on cosmic ray muon scattering tomography simulation and imaging algorithm[J]. Atomic Energy Science and Technology，2020，54(6)：990-997.

[33] 吴永红，屈文俊，邵长江，等. 光纤光栅水位传感器的理论模拟与实验研究[J]. 光子学报，2009，38(7)：1651-1653.
WU Yonghong，QU Wenjun，SHAO Changjiang，et al. Theoretical modeling and experimental study on FBG water level sensor[J]. Acta Photonica Sinica，2009，38(7)：1651-1653.

[34] HANRAHAN S K，KOZUL M，SANDBERG R D. Data assimilation of transitional and separated turbomachinery flows with physics-informed neural networks[J]. Journal of Turbomachinery，2025，147 (11). DOI：10.1115/1.4068396.

[35] 王如意，阳奕汉，桂增杰，等. 内蒙古某砂岩型铀矿地浸采铀技术的高效优化与应用[J]. 有色金属(矿山部分)，2024，76(3)：56-64.
WANG Ruyi，YANG Yihan，GUI Zengjie，et al. Efficient optimization and application of in-situ leaching of uranium technology in a sandstone-type uranium deposit in Inner Mongolia[J]. NONFERROUS METALS (Mining Section)，2024，76(3)：56-64.

[36] CHEN Y，WANG Q，YUAN W，et al. Permeability evolution of uranium reservoirs under multi-field coupling (gas-temperature-force-seepage) and artificial intelligence multi-parameter target optimization study[J]. Physics of Fluids，2025，37(3). DOI：10.1063/5.0262338.

[37] EHRGOTT M. Vilfredo Pareto and multi-objective optimization[J]. Doc Math，2012，8：447-453.

[38] 张宇，马亮，李召坤，等. 基于多目标优化算法的“水平井-直井”系统流量决策方法[J]. 铀矿冶，2025，44(1)：30-36.
ZHANG Yu，MA Liang，LI Zhaokun，et al. Flow decision-making method for the "horizontal well-vertical well" system based on multi-objective optimization algorithm[J]. Uranium Mining and Metallurgy，2025，44(1)：30-36.

[39] GUNANTARA N. A review of multi-objective optimization：methods and its applications[J]. Cogent Engineering，2018，5(1). DOI：10.1080/23311916.2018.1502242.

[40] GONG D，XU B，ZHANG Y，et al. A similarity-based cooperative co-evolutionary algorithm for dynamic interval multiobjective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation，2019，24(1)：142-156.

[41] RAQUEL C，YAO X. Dynamic multi-objective optimization：a survey of the state-of-the-art[C]//Evolutionary Computation for Dynamic Optimization Problems. Berlin，Heidelberg：Springer Berlin Heidelberg，2013. DOI：10.1007/978-3-642-38416-5_4.

[42] AZZOUZ R，BECHIKH S，SAID L B，et al. Handling time-varying constraints and objectives in dynamic evolutionary multi-objective optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation，2018，39：222-248.

[43] BLANK J，DEB K，ROY P C. Investigating the normalization procedure of NSGA-Ⅲ[C]//EMO Steering Committee. International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization，Cham：Springer International Publishing，2019：229-240.

[44] CAO L，XU L，GOODMAN E D，et al. Decomposition-based evolutionary dynamic multiobjective optimization using a difference model[J]. Applied Soft Computing，2019，76：473-490.

[45] HAN H G，ZHANG L，LIU H X，et al. Multiobjective design of fuzzy neural network controller for wastewater treatment process[J]. Applied Soft Computing，2018，67：467-478.

[46] DEB K，PRATAP A，AGARWAL S，et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm：NSGA-Ⅱ[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation，2002，6(2)：182-197.

[47] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

[48] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.

[49] LIU X, REYNOLDS A C. Gradient-based multi-objective optimization with applications to waterflooding optimization [J]. Computational Geosciences, 2016, 20 (3): 677-693.

[50] QIU W, YANG Y, SONG J, et al. A deep-learning-based multiobjective optimization for the design of in-situ uranium leaching system under multiple uncertainties[J]. Journal of Hydrology, 2025, 651. DOI: 10. 1016/j. jhydrol. 2024. 132576.

Construction of a Dynamic Mining and Intelligent Management System for Closed-loop In-situ Leaching of Uranium

NIU Siyuan, LIU Longcheng, ZHANG Zhe'an, PENG Zhiting, BAI Yunlong

(*Digital Uranium Mining and Metallurgy Center, Beijing Research Institute of Chemical Engineering and Metallurgy, CNNC, Beijing* 101149)

Abstract: To overcome the challenges of in-situ leaching uranium mining, such as limitations in real-time data analysis, lack of intelligent decision support, insufficient dynamic optimization capabilities, complexities in formulating real-time production strategies, and difficulties in full-lifecycle iterative optimization, a dynamic mining and intelligent management system for closed-loop in-situ leaching of uranium is proposed. The system's fundamental concepts, key enabling technologies, structural components and operational framework are presented in detail. Based on the reactive transport model, the system focuses on dynamic data monitoring, data assimilation, and dynamic multi-objective production optimization, aiming to enhance the intelligent level and optimization management capabilities of in-situ leaching uranium mining. The construction and application of this system are expected to accelerate the digital and intelligent transformation of in-situ leaching uranium mining and provide a robust theoretical foundation support for the full life cycle development and management of uranium resources.

Key words: in-situ leaching; uranium; dynamic mining; development and management system; data assimilation; dynamic multi-objective production optimization