第 54 卷第 3 期
2026 年 3 月

硅 酸 盐 学 报
JOURNAL OF THE CHINESE CERAMIC SOCIETY

Vol. 54，No. 3
March，2026

http://jccsoc.cbpt.cnki.net

DOI：10.14062/j.issn.0454-5648.20250765

综 合 评 述

人工智能驱动可持续混凝土：方法、机遇、挑战

姜 占[1]，滕 乐[2]，童昕阳[1]，程博远[1]，元 强[3]，龙武剑[4]，蒙维娜[1]，保 义[1]

(1. 史蒂文森理工大学土木工程学院，新泽西霍博肯 07030，美国；2. 东南大学材料科学与工程学院重大基础设施工程材料全国重点实验室，南京 211189，中国；3. 中南大学土木工程学院，长沙 410075，中国；4. 深圳大学土木与交通工程学院，广东 深圳 518060，中国)

摘 要：人工智能(AI)技术为可持续混凝土研发开辟了新途径，能够在保障材料性能的同时，有效平衡成本、碳足迹和能耗等可持续性指标。本文系统回顾了面向可持续混凝土的 AI 技术，重点讨论了其可解释性和可信赖性提升方法。首先，总结了传统 AI 与先进 AI 方法在提升混凝土可持续性方面的应用现状；随后，分析了数据“质”与“量”、预测可靠性、多目标优化设计以及更广泛的社会性考量等当前面临的关键挑战；同时探讨了将 AI 与机理模型、全生命周期评估模型及信息物理系统相结合，以实现自动化与自适应混凝土生产的潜在路径；最后，提出了未来的研究方向，并规划了基于 AI 的可持续混凝土基础设施发展路径。旨在启发研究人员与工程师利用 AI 技术，共同推动绿色建筑环境的构建。

关键词：混凝土；网络物理系统；数字孪生；可解释型人工智能；多目标优化；高信任度机器学习；废物增值

中图分类号：TU5；TP18　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0454–5648(2026)03–1016–16

网络出版时间：2026–02–11

混凝土是全球应用最广泛的建筑材料，年消耗量约 3×10^{10} t[1]，其基本组成包括胶凝材料与骨料，现代混凝土中还常掺入短切纤维和化学外加剂以提升其性能。水泥是混凝土的关键胶凝材料，生产过程中需要煅烧石灰石以及使用高能耗回转窑[2]，导致其二氧化碳排放量占全球人为排放总量的 8%[3]。随着城市化与基础设施建设的快速推进，预计到 2050 年，水泥与混凝土的需求将增长 12%至 23%[4]。若不研发可持续替代方案，将进一步加剧气候变化。此外，混凝土行业还消耗了骨料等大量天然资源[5]，引起了对生态系统破坏和长期资源可持续性的深刻担忧。

如何应对以上环境挑战已成为全球可持续发展的核心问题。主要目标包括减少碳排放、提高基础设施的耐久性和服务寿命，以减少其维修和更换周期，并通过回收、再利用和废物增值推进循环经济。为了实现以上目标，需要对混凝土设计、生产和维护方式进行范式变革。工业界日益重视利用粉煤灰、矿渣、硅灰和煅烧粘土等辅助胶凝材料[6–9]，以及矿山尾矿、拆除废料和市政废弃物副产品等大宗固体废弃物[10–12]。这些方法在减少熟料使用的同时，也将建筑废弃物从填埋场中转移出来，从而促进了环境和经济双重效益的实现。

传统可持续混凝土配合比设计方法依赖于经验知识[13]及建筑规范[14]指导的试错实验。尽管这些方法在实践中做出了重要贡献，但其过程往往耗时费力、资源消耗密集，且难以充分反映组成材料之间复杂的相互作用。例如，同时加入多种矿物掺合料会创造出一个高维的设计空间，在这种情况下，传统方法需要进行大量实验来评估不同混凝土材料的性能，导致设计效率低[15]。此外，评估混凝土硬化性能是一个耗时的过程。例如，根据混凝土测试标准，评估抗压强度需要 28 d[16]，上述限制突显了引入先进计算技术的必要性[17]。

人工智能(AI)技术为应对上述挑战提供了一条有前景的途径。通过利用历史实验数据[18]，机器学习模型能够精准预测新拌性能、力学强度、变形性能及耐久性能等混凝土关键性能指标[19–21]。基

收稿日期：2025–10–20。　修订日期：2025–11–11。
基金项目：美国国家科学基金会项目(2046407)；美国科学院项目(SCON-10001241)。
第一作者：姜 占(1996—)，男，博士研究生。
通信作者：保 义(1987—)，男，博士，副教授。

Received date: 2025–10–20.　**Revised date:** 2025–11–11.
First author: JIANG Zhan (1996–), male, Doctoral candidate.
E-mail: zjiang43@stevens.edu
Correspondent author: BAO Yi (1987–), male, Ph.D., Associate Professor.
E-mail: yi.bao@stevens.edu

于预测模型，AI 方法可用于多目标优化材料配合比设计[22]，以平衡材料性能与碳排放等环境影响。从抗压强度预测的人工神经网络(ANN)[23]到耐久性评估的支持向量机(SVM)[24]，AI 技术已展现出明显优势。随着可解释人工智能(XAI)[25]和物理信息机器学习(PIML)[26]的出现，有望实现兼具可持续性、可理解性与高置信度的混凝土配合比设计。最近，混凝土知识图谱的构建为 AI 模型注入了丰富的领域知识[27–28]，进一步增强了 AI 方法的可信度。

本文旨在系统综述 AI 技术在推动可持续混凝土设计方面的最新进展，尤其关注可解释与可信赖 AI 方法的发展(如图 1 所示)。本文首先回顾了人工智能在混凝土可持续性方面的总体研究现状；接着，从算法原理角度，详细梳理并对比了经典机器学习模型与新一代先进 AI 技术的方法论基础；进而讨论了当前面临的关键挑战，包括数据“质”与“量”、模型泛化性、多目标材料设计与社会性考量；同时，本文着重探讨了将 AI 与机理模型、全生命周期评估及信息物理系统相融合的潜力，以期实现可持续混凝土的自主自适应设计与制备；最后，论文明确了未来的研究方向，并绘制了通往 AI 驱动可持续混凝土基础设施的技术路线图。通过将 AI 发展与应对气候变化及循环经济的宏观目标相对接，本文力图激励学界与工业界共同将 AI 打造为构造绿色建筑环境的基石。

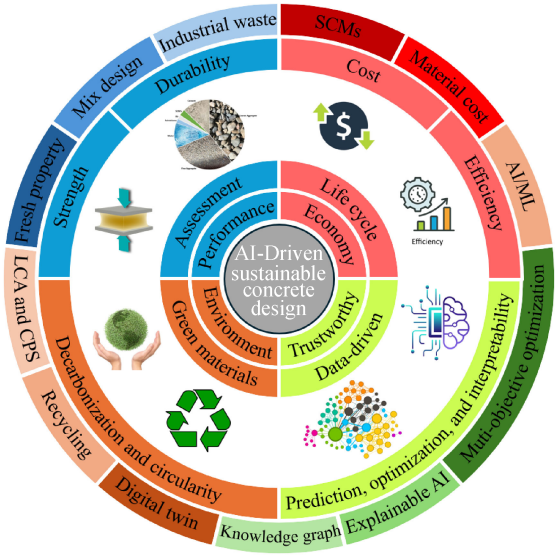


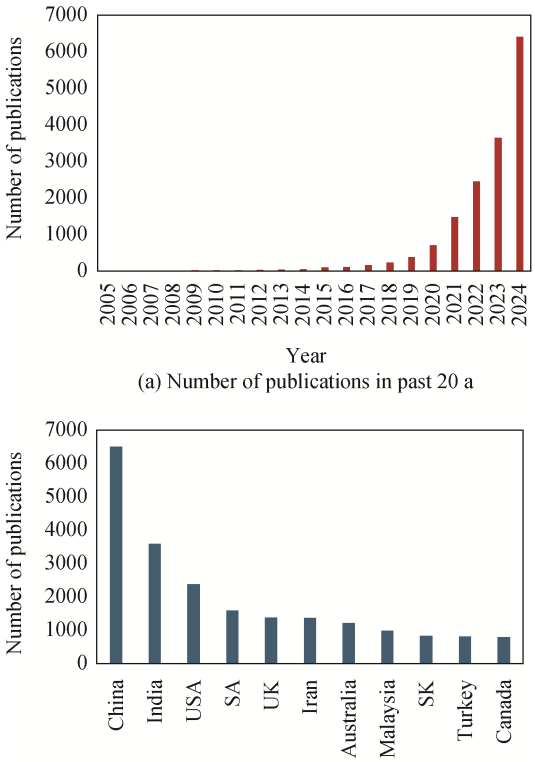
图 1　可持续混凝土智能设计综述概要

Fig. 1　Scope of the review on AI techniques for sustainable concrete design

1　研究现状

机器学习和深度学习等人工智能方法驱动的可持续混凝土研究是近几年土木工程的研究热点与前沿。通过使用关键词“(人工智能 OR 机器学习 OR 深度学习) AND (可持续) AND (混凝土)”在 Scopus 上的文献搜索分析显示，近年来，特别是自 2019 年以来，相关文献数量急剧增加(如图 2a 所示)。在 2015 年之前，涉及该主题的研究数量非常有限，但在过去 5 年中，该领域呈现出迅猛发展的态势，这既反映了混凝土行业对降低碳足迹的紧迫需求，也标志着人工智能在工程应用中的日益成熟。此种增长趋势表明，AI 方法已从早期的边缘探索，演进为驱动下一代可持续建筑材料发展的核心研究范式。

出版物的地理分布(见图 2b)表明，这一研究领域具有全球性特征，这些研究主要分布于中国、印度、美国、欧洲国家以及中东与东南亚等快速发展地区，它们都具有重要的混凝土工业，且面临可持续性挑战。全球的广泛参与彰显了科学界对 AI 技术驱动混凝土行业向低碳与资源高效转型潜力的高度共识。此外，跨国合作呈现显著增长态势，联合出版物的增长表明相关解决方案正日益依赖全球化的知识网络，而非孤立区域性探索。



(a) Number of publications in past 20 a

(b) Number of publications in different countries

Notes: USA = United States; UK = United Kingdom; SA = Saudi Arabia; SK = South Korea.

图 2　研究现状概览

Fig. 2　Research status according to Scopus

2 实现混凝土可持续的人工智能方法

人工智能方法能够实现材料性能预测[29]、配比优化[30]和智能决策[31]，所以其已成为混凝土研究方法范式变革的重要方法。在可持续性背景下，AI 技术尤为重要，这源于混凝土性能是水泥、矿物掺合料、骨料、外加剂等多元组分与养护条件等多因素间高维非线性相互作用的结果[32]。传统的经验模型通常难以充分捕捉此种复杂关系，而 AI 则展现出独特优势，能够在高维空间中进行精准建模，从而依据数据揭示潜在规律[33]。鉴于此，本节将系统回顾人工智能的基本理论原理、依次梳理传统机器学习方法与先进 AI 技术，并重点探讨它们在推动可持续混凝土发展中的应用、优势与局限性。

2.1 理论原理

使用机器学习设计可持续混凝土材料分为 2 个互补的任务[34]：混凝土性能预测和配合比优化(如图 3 所示)，第 1 个任务是从配合比设计变量预测混凝土性能，是一个正向回归问题，在这种设定下，输入是水泥、矿物掺合料、骨料、外加剂等原材料物化性能，配合比以及施工工艺参数，输出是混凝土流变性能、力学性能、变形性能和耐久性能等关键性能指标。

人工神经网络(ANN)和支持向量机(SVM)等回归模型可通过最小化损失函数，例如预测值与实测值间的均方误差，来学习输入特征到目标输出间的高维非线性映射关系。其理论原理在于使用基于实验数据训练的机器学习模型来逼近 1 个未知非线性函数$f: X\rightarrow Y$。其中：X 为材料设计空间；Y 为混凝土性能空间。通过采用足够的代表性数据，机器学习模型能够通过少量实验实现对新型混凝土材料性能的精准预测。

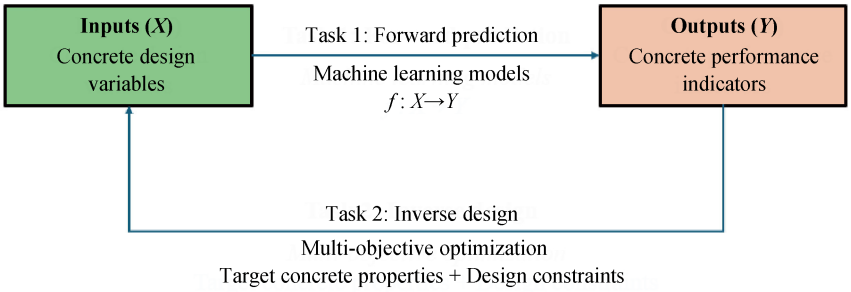


图 3 基于正向预测和反向优化的可持续混凝土设计集成框架

Fig. 3 Integrated framework for sustainable concrete design based on forward prediction and inverse optimization

第 2 个任务是优化混凝土配合比，这是一个逆向问题，目标是能够设计出在保证目标性能不变的同时提升可持续性的材料[35]。与正向回归不同，逆向设计任务需要在输入空间X中搜索与期望输出Y^*匹配的配合比。由于从性能到配合比的映射关系具有非唯一特征，即不同配合比可能展现出相似性能，导致该任务具有挑战性。因此，优化框架将预测模型与搜索方法或多目标优化算法相结合，通过权衡力学性能、收缩性能、耐久性能等性能指标与材料成本、碳排放、能耗等可持续性指标，生成一个帕累托最优解前沿，决策者可以根据项目优先级从中进行选择。可持续性指标通常依赖于混凝土材料专业数据库进行计算[36]，例如，文献[36]中提供的材料数据库。数据库中的数据通常具有时变性，因此，在特定项目中更新或定制这些数据非常重要。

在实践中，正向预测和逆向优化通常集成于迭代框架中[35]。例如，使用训练好的回归模型作为实验代理模型，快速预测潜在配合比。优化算法随后通过查询该代理模型来探索设计空间，调整输入变量，以实现向目标性能收敛。在可持续混凝土研究中，该循环已使得设计的混凝土配合比减少 20%~40%的水泥用量[35]，同时保持力学强度和耐久性。此外，通过结合环境影响指标的全生命周期评估，逆向设计还可以降低成本、碳排放和能耗。

2.2 经典模型：数据映射

经典 AI 方法主要基于统计学习理论，旨在通过数据挖掘建立材料组分与性能之间的映射关系。这种映射往往超越了简单的线性相关，能够捕捉混凝土材料中各组分(如胶凝材料、骨料、外加剂)之间复杂的交互作用。此类方法的核心特征是全数据驱动，即利用历史实验数据在多维空间中拟合非线性函数，而不依赖显式的物理方程。这表明，模型不再受限于对微观物理化学过程的完全知悉，而是通过学习大量样本中的潜在分布规律，直接构建起从配合比参数到宏观性能的高效预测通道，从而有效规避了传统经验公式或理论推导在面对复杂多相非

均质材料时的局限性与偏差。

早期研究主要采用结构相对单一的算法。其中，回归分析[37]常作为基准模型建立对照；而以人工神经网络(ANN)[38–41]和支持向量机(SVM)[42–43]为代表的模型则擅长捕捉复杂的非线性关系。随着研究深入，集成学习策略逐渐被广泛采用，其通过组合多个基学习器提升预测的鲁棒性与精度。代表算法包括随机森林[42]和梯度提升机(如 XGBoost, LightGBM)[44–50]，这类方法不仅预测精度通常优于单一模型，还能通过特征重要性排序提供一定的可解释性。

表 1 为传统 AI 方法驱动的可持续混凝土的性能预测和材料设计。由表 1 可知，这些方法已广泛应用于预测抗压强度、抗拉强度、弹性模量、收缩性、徐变及抗氯离子渗透和硫酸盐侵蚀等耐久性能指标[41–54]。

表 1　传统 AI 方法驱动的可持续混凝土的性能预测和材料设计

Table 1　Traditional AI methods for prediction and design of sustainable concrete

Reference	Time/a	ML algorithm	Data number	Feature number	Concrete property	Accuracy
[37]	2022	Regression	61	7	Compressive strength	R^2:0.88
[38]	2023	ANN	40	8	Resistance to chloride penetration	R^2:0.99
[39]	2023	ANN	300	7	Compressive strength	R^2:0.92
[40]	2022	ANN	500	5	Compressive strength	R^2:0.99
[41]	2021	ANN	470	7	Compressive strength	R:0.94
[42]	2022	RF-LSSVM	100	13	Resistance to chloride penetration	R^2:0.94
[43]	2022	SVM	843	8	Chloride diffusivity	R^2:0.89
[44]	2024	ESOA–XGBoost	313	11	Split tensile strength	R^2:0.96
[45]	2023	XGBoost	230	5	Compressive strength	R^2:0.98
[46]	2024	TPE-XGBoost	1 030	13	Compressive strength	R^2:0.97
[47]	2024	XGBoost	168	10	Split tensile strength	R^2:0.98
[48]	2023	XGBoost	852	7	Slump flow, V-funnel flow time	R^2:0.65/0.77
[49]	2024	XGBoost	348	12	Plastic viscosity	R^2:0.99
[50]	2025	XGBoost	2 169	8	Sulfate resistance coefficient	R^2:0.95
[51]	2022	Light GBM	931	17	Rapid chloride penetration test	R^2:0.97
[52]	2024	CNN	1 453	256×256×3	Compressive strength	R^2:0.99
[53]	2024	Extra trees	285	21	Shrinkage strain	R^2:0.96
[54]	2023	ANN, Decision tree	1 611	8	Creep	R^2:0.99

这种跨越力学性能与耐久性指标的广泛适用性，充分佐证了经典机器学习算法在处理结构化材料数据方面的成熟度。特别是在面对混凝土领域常见的小样本、高维度数据集时，这些经典算法往往能在计算效率与预测精度之间取得极佳的平衡。它们不仅为理解材料复杂的构效关系提供了可靠的量化手段，也确立了其在当前数据驱动材料研发体系中不可或缺的基石地位。

由表 1 还可知，这些经典机器学习模型已成功应用于多元化的可持续混凝土性能预测。在预测性能上，研究目标已从早期集中的抗压强度显著拓展至关键的耐久性指标(如抗氯离子侵蚀)和流变性能。在算法选择上，人工神经网络和以 XGBoost 为代表的集成模型因其高效性与鲁棒性而成为主流，此外，亦有学者探索集成不同算法优势的融合模型以提升预测效果。在数据特征上，研究多依赖于中小型数据集，样本量集中于几百的规模。尽管数据规模有限，但这些模型仍获得了普遍较高的预测精度，R^2值大多超过 0.90，这证明了经典模型在捕捉特定数据集高维关系上的有效性。

这种有效性在不同算法上均有体现。以人工神经网络(ANN)为例，通过在包含 500 余组混凝土配合比的数据集上进行训练，实现了 R^2 高于 90%的抗压强度精准预测[40]，其性能显著优于传统回归模型。支持向量机(SVM)在有限训练数据下可准确预测耐久性，体现了其强大的泛化能力[42]。随机森林和梯度提升机这类基于决策树的方法则可在优化混凝土配比的同时[44,55–56]，对参数进行重要性排序，从而增加模型可解释性。而集成模型通过融合多种预测模型，将准确度进一步提升[57–62]，这些案例突出了不同算法的特定优势，表 2 从核心优势、局限

性及适用场景的角度，对这些主流经典算法进行了横向对比。该表格的核心在于揭示实践中的关键权衡，即研究者应根据其数据规模、首要目标以及计算资源，来选择最合适的模型。

表 2 主流经典 AI 算法的对比及选择考虑

Table 2 Comparison and selection considerations for mainstream classical AI algorithms

Algorithm model	Advantages	Limitations	Application Scenarios
Regression analysis[37]	Simple model, easy to understand and interpret	Difficult to capture non-linear relationships; limited accuracy	When establishing simple, interpretable formulas, or when used as a baseline model
ANN[38–41]	Strong non-linear fitting capability; high accuracy	Black-box model; requires large amounts of data; prone to overfitting	When possessing large-scale, high-quality datasets (> Hundreds of entries), and the primary goal is prediction accuracy
SVM[42–43]	Strong generalization ability for small samples; effective with high-dimensional data	Sensitive to parameters and kernel functions; low training efficiency with large samples	When dataset size is limited; used for complex classification or regression problems (e.g., durability)
Random forest[42]	High accuracy; good robustness; resistant to overfitting	High computational cost; interpretability is weaker than single decision trees	When data quality is average or contains noise, and a robust model resistant to overfitting is required
XGBoost[44–50]	Extremely high prediction accuracy; high training efficiency	Sensitive to hyperparameter tuning	When pursuing maximum accuracy on tabular data, and willing to invest time in hyperparameter tuning

尽管传统的机器学习模型已取得了成功，但其局限性不容忽视。以人工神经网络和集成模型为代表的“黑箱”方法缺乏可解释性[63]，导致工程师难以信任其预测结果，更阻碍了人工智能被纳入正式设计规范[64]。例如，针对预测钢筋混凝土剪力墙的破坏模式这一复杂问题，黑箱模型虽能给出评估结果，但无法量化墙体长宽比或钢筋特性的影响，从而致使工程师难以依据物理原理对预测结果进行验证与优化[65]。

此外，大部分模型建立在规模有限且来源各异的数据集上，这不仅易引发过拟合，更严重削弱了模型在不同材料体系或地域条件下的泛化能力[66]。例如，基于粉煤灰体系训练的混凝土材料 ANN 模型，往往难以直接应用于煅烧黏土体系[67]。正因如此，研究重点正从纯数据驱动向更具透明性且由知识与数据共同驱动的新一代 AI 方法转变。

2.3 先进模型：智能增强

尽管经典预测模型在特定数据集上展现了高预测精度，但其“黑箱”特性、对数据质量的依赖以及泛化能力不足等局限性，严重阻碍了其在工程实践中的采纳。因此，研究重点已转向新一代的先进 AI 算法，旨在分别应对这些挑战。如图 4 所示，该框架打破了传统经典模型的边界，从可解释性、透明度、领域知识及物理机制 4 个维度，构建了围绕核心机器学习模型的协同增强体系，这些先进技术并非旨在完全替代经典模型，而是针对上述缺陷进行了功能补强：利用数据增强技术扩展样本规模以解决数据依赖问题[68–69]；引入可解释性算法揭示材料组分与性能之间的因果关系，以提升决策的透明度[70]；通过物理集成与知识引导学习，将领域专家知识嵌入模型，确保预测结果在逻辑上符合物理和化学的基本规律[27–28, 71]。

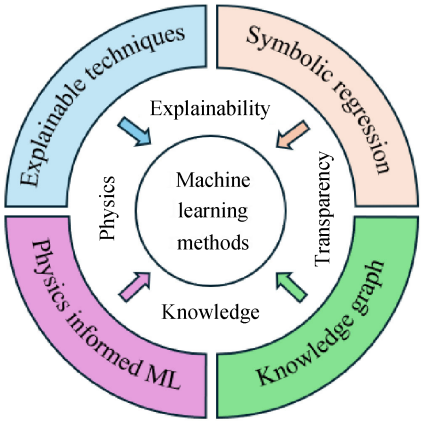


图 4 融合可解释性、透明性、知识物理一致性的先进机器学习算法

Fig. 4 Advanced techniques for incorporating explainability, transparency, knowledge, and physics compliance of ML methods

2.3.1 数据增强技术 针对混凝土研发中普遍面临的高维小样本困境，数据增强技术成为缓解模型数据依赖的关键策略。具体而言，生成对抗网络(GAN)提供了有效的解决方案[68]。在混凝土科学中，高价值实验数据集的稀缺性是限制 AI 模型泛化能力的关键瓶颈，而 GAN 通过生成器与判别器的对抗性训练，能够学习原始数据的底层分布，并生成高度逼真的新数据样本。例如，Mahjoubi 等[69]开发了一个自动数据生成框架，该框架基于 GAN 和有

限种子数据，可以实现数据合成。通过采用各类 GAN 对现有有限数据进行学习，最终实现了人工数据合成。Guo 等学者[72–73]采用该方法生成了混凝土裂缝的合成图像，并用于增强机器学习模型，从而更准确地表征混凝土状态。此外，相关研究[74]还利用 GAN 来改善混凝土的数据质量，进一步凸显了数据质量和数量在 AI 模型中的关键作用。

2.3.2　可解释性方法　　针对“黑箱”特性所带来的不透明挑战，可解释人工智能(XAI)[25] 致力于阐明“黑箱”模型的内部决策逻辑，而物理信息机器学习(PIML)[26]则常以 ANN 为基础架构，将物理定律作为约束融入学习过程，这些进展是推动 AI 在工程实践中成功应用的关键。

通过采用 SHapley Additive exPlanations(SHAP)[75]和 Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME)[76]等可解释人工智能技术，研究者可对模型预测中各输入参数的贡献进行量化分析。以 SHAP 分析为例，研究结果不仅反映了水胶比和矿物掺合料掺量是力学强度和耐久性能的主导因素[77]，还揭示了诸如养护条件与矿物掺合料细度之间的非直观耦合效应。

此外，符号回归技术因其能够直接从数据中生成兼具可解释性与物理意义的方程而受到广泛关注[78–82]。该方法能够弥合纯经验回归与“黑箱”AI 模型之间的鸿沟，已在力学强度[77]与收缩性[78]等关键性能的解析中展现出优势，其得出的公式不仅准确，更易于揭示物理机制。例如，Golafshani 等学者[79]应用该技术推导出了预测自密实混凝土弹性模量的明确且具有物理意义的公式。Megahed[80]则通过基于代码的符号回归，成功预测了圆形与矩形钢管混凝土柱的偏心强度，证明了其具有对现有设计规范的补充潜力。此外，Onyelowe 等[81]将符号回归与集成学习相结合，优化了预养护地聚物混凝土中高岭土的用量，彰显了该方法在可持续材料设计中的实用价值。

2.3.3　知识引导框架　　将物理机制深度融合进 AI 框架是确立模型科学一致性的重要途径。通过构建融合了物理信息化机器学习(PIML)、数值模拟与数据驱动构建的复合模型，研究者在预测不同环境下混凝土长期耐久性方面展现出巨大潜力[71, 83]。这类方法的核心在于将物理定律作为先验约束引入损失函数，从而确保模型的输出结果严格遵循物理规律，满足结构安全性与规范符合性的关键要求。例如，Shaban 等学者[84]开发了一种物理信息化的深度神经网络，通过将菲克第二定律内嵌至学习过程，对氯离子扩散模拟施加了物理约束，从而保证了预测轨迹与扩散动力学原理的高度一致。

另一方面，基于知识图谱的知识引导数据驱动技术正在成为可持续混凝土设计的强大工具[27–28]。该技术能够将材料、配比、工艺与性能间的复杂关系转变为结构化与计算机可识别的表达形式，使 AI 模型能够同时学习实验数据与内嵌于文献与标准中的领域知识。近期研究将该方法成功应用于超高性能混凝土(UHPC)[27]和超高性能地聚物(UHPG)[28]的设计中，建立了前驱体化学、养护制度与强度、耐久性及碳足迹等多目标性能指标间的关联关系，这种以结构化知识指导机器学习的方式，不仅提升了模型的可解释性与跨材料泛化能力，也显著加速了新型可持续性高性能混凝土材料设计进程。

进而，这些知识增强型框架为多目标智能设计提供了坚实基础[85–88]。通过将 AI 预测模型与生命周期评估及多目标优化算法相耦合，研究人员构建了系统性的设计框架，能够在最大化力学强度和耐久性的同时，通过帕累托前沿寻找最小化成本、碳足迹及能耗的最优配合比解集[89–91]，以上研究进展表明，未来的 AI 不仅是性能预测的工具，更是引导混凝土向更绿色、更耐久方向发展的智能引擎。

3　挑战与机遇

尽管人工智能在可持续混凝土研究领域进展迅速，但在数据质量、模型稳健性、材料设计整合以及信任度等方面仍面临重大挑战。克服这些挑战需要学术界、工业界和标准机构的共同努力。同时，这些挑战也为创新提供了契机，即采用 AI 构建更具信赖性、可解释性且易于实际应用的方案。

3.1　数据挑战

AI 在可持续混凝土研究中面临的首要障碍是数据的质量与数量(见图 5)。当前，高价值实验数据集规模有限，大部分数据具有专有属性或分散在不同出版物中[92]，限制了可重复性和基准测试。即使数据集可以获取，其在原材料、养护条件、测试方法等方面也常呈现高度异质性。例如，抗压强度数据可能对应不同的测试龄期或养护条件[7,93]，导致现有数据难以支撑具有强泛化能力的 AI 模型的训练。来自实际工程的详细配合比与性能数据常因商业保密或知识产权限制而无法公开，混凝土领域目前缺乏计算机视觉领域 ImageNet[94]这类开放基准数据集，阻碍了不同模型间的公平比较与迭代发展。

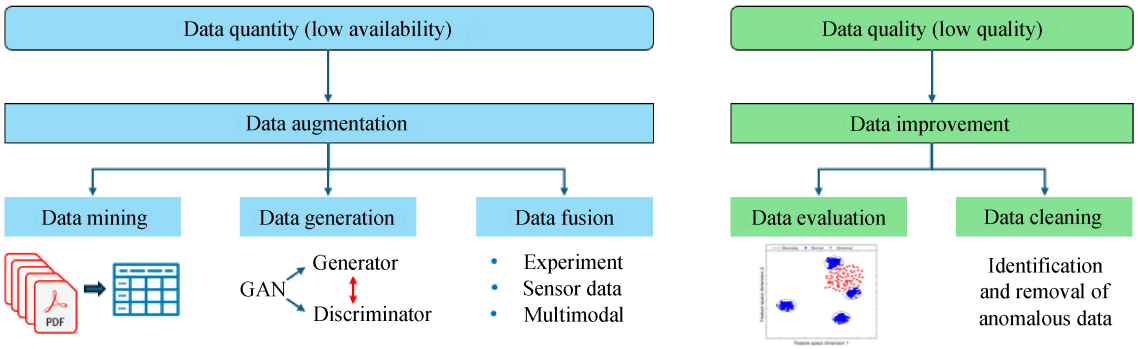


图 5 数据挑战与机遇：数量与质量

Fig. 5 Data challenges and opportunities for enhancing both data quantity and data quality

为了应对数据挑战，基于文献的数据自动采集[95]和生成技术[68]为高效构建数据集提供了有前景的方法。Guo 等[36]提出了一个数据自动采集框架，该框架利用自然语言处理技术从文献中查找与获取数据集，并成功用于设计多元固废基可持续混凝土。此外，该框架也可用来研究数据集的经时演变，随着高质量实验数据数量提升，基于更新数据集的人工智能能够设计出更具可持续性的混凝土，降低材料成本和碳排放。

而在数据生成方面，生成对抗网络(GAN)等生成式 AI 技术也为增强稀缺数据集、生成创新配合比或合成图像提供了关键解决方案[69, 72–74]。然而，GAN 的应用亦伴随显著风险。一个关键挑战是模式崩溃[96]，这会导致生成数据缺乏多样性，无法覆盖真实工况的完整分布；其次，GAN 在学习过程中可能会继承并放大原始数据集中的既有偏见[97]；此外，其训练过程通常不稳定且难以收敛[98]。过度依赖合成数据也存在过拟合风险，即模型可能仅学到了生成器的特定模式而非真实物理规律[99]。因此，在使用生成数据时，必须辅以严格的统计验证，并将其视为真实实验数据的补充，而非完全替代。

除生成数据外，数据融合策略是提升数据集丰富性的另一有效策略。通过将实验测试数据与现场检测数据[100]、光纤传感等监测数据[101]和理论数据[102]相结合，可构建更具代表性的数据集。更进一步，构建包含数值、文本[103]、微观结构图像[104]、光谱[105]及声学与热信号[106]的多模态数据集，能为模型提供更全面的信息，这不仅能提高性能预测精度，更有助于建立微观结构与宏观性能的多尺度关系，加速可持续混凝土配合比设计。

为确保 AI 模型获得高质量与多样化的数据基础，建立支持数据共享、标准化和隐私保护的框架至关重要。同时，需明确数据所有权和使用许可规则，以平衡数据生产者、研究者和最终用户利益。克服数据挑战需要工程师、科学家和政策制定者间的共同协作。

3.2 模型挑战

基于建模角度，由于可持续混凝土的设计任务通常需要预测数据集以外的性能，模型的泛化和迁移能力是一个关键问题(如图 6 所示)，也是机器学习的一个常见挑战。然而，基于特定数据集训练的机器学习模型，在跨场景应用时通常表现不佳。例如，由于粉煤灰物理特性和化学组成存在地域差异，基于美国粉煤灰混凝土性能训练的机器学习模型通常难以预测亚洲等其他地区的粉煤灰混凝土性能[107]。考虑到不同批次与不同地域的废弃材料物理化学性能波动大，这一问题在废弃混凝土中尤为突出[108]。

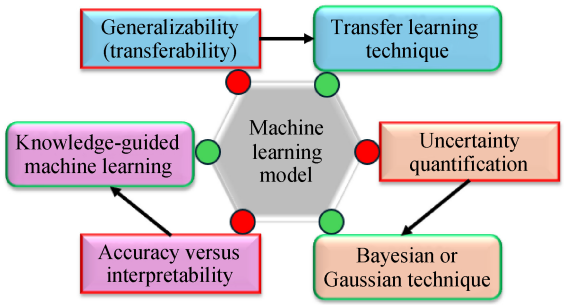


图 6 模型挑战与机遇：泛化能力、不确定性量化及可解释性

Fig. 6 Data challenges and opportunities for enhancing generalizability, uncertainty quantification, and interpretability

工程建设需要进行风险评估，机器学习模型普遍缺乏不确定性量化能力，严重制约了其在工程领域中的推广应用。针对结构设计等关键安全场景，工程师不仅需要性能预测值，还需要了解其置信水平。例如，一个仅有抗压强度预测值 50 MPa，却缺乏置信区间的模型对设计师来说几乎不具指导意义。设计师必须根据材料质量、养护条件和

环境等因素确保设计安全界限。缺乏不确定性量化会导致错误的安全感，高精度但鲁棒性差的预测结果可能会误导决策。此外，监管规范和工程标准通常基于概率方法设定安全系数，而非单点估计，进一步强调了将预测不确定性纳入人工智能框架的必要性。

AI 应用于混凝土研究中的另一核心挑战，源于“黑箱”模型因透明度低而带来的信任问题。深度学习模型，特别是基于卷积或递归神经网络的模型，在大数据集中预测混凝土性能指标方面具有卓越的性能，其预测精度可超过 95%。但其“黑箱”特性使得决策逻辑难以追溯，工程师无法理解水胶比与养护温度等输入参数与输出性能的特定关系，由于工程实践对安全规范和可持续性要求严格，难以采纳这类透明度缺失严重的方法。相比之下，符号回归或决策树等可解释的方法能明确配合比参数之间的明确数学关系或层次重要性，增强了模型的可信度和实用性。例如，符号回归可以直接推导出矿物掺合料掺量与混凝土性能之间的明确关系[109–110]，在获得预测结果的同时提供物理意义。然而，这类可解释的模型在处理复杂非线性问题时精度有限，限制了其在高维配合比设计中的实际应用。

针对上述瓶颈，迁移学习与物理信息化机器学习(PIML)展现出重要价值。迁移学习能够将基于大规模异质数据集训练所得的模型知识，迁移至新材料或新场景中，该过程仅需小规模额外数据即可实现有效适应。PIML 可以将水化动力学、扩散定律等已知物理机制作为约束嵌入模型，从而同时提升预测准确性与理论一致性。例如，Cheng 等学者[111]提出了适用于可持续自密实混凝土设计的 PIML 框架，该框架成功耦合了 SCC 理论与机器学习，在保持数据驱动高精度的同时，确保了配比设计的理论有效性。

尽管贝叶斯神经网络[112]和高斯方法[113]等概率方法能够量化预测结果的不确定性并提供置信区间，但这类方法在可持续混凝土研究中尚未普及。推广此类方法至关重要，因为这不仅能增强对 AI 预测结果的信任，更是推动其被正式设计指南与规范采纳的关键。与此同时，通过发布模型卡[114]或透明度报告[115]，系统地说明模型假设、训练数据和局限性，从而支持风险知情决策。例如，当 AI 模型推荐含有 40%矿物掺合料的配合比时[116]，工程师可以追溯其决策逻辑并了解其不确定性因素，从而实现可靠的风险评估。

3.3　可持续混凝土材料设计

设计可持续混凝土涉及多目标权衡。如图 7 所示，这一设计过程本质上是在“混凝土性能”(如力学强度、耐久性、体积稳定性)与“可持续性指标”(如材料成本、碳排放、隐含能耗)这 2 类相互竞争的目标之间寻找动态平衡。工程师需要在材料性能与可持续性指标之间取得平衡。传统优化方法往往不足以应对这些相互竞争的目标，尤其是在考虑到地缘性材料可得性、供应链限制和规范要求时。AI 方法为解决这类复杂问题提供了新途径。例如，机器学习模型能够高效探索包含多种矿物掺合料、新型胶凝材料和化学外加剂的大规模配合比设计空间[29]。然而，当前 AI 方法也面临关键挑战，其预测性能往往受限于训练数据的规模与代表性，难以在不同材料体系和区域环境中实现模型的泛化。将 AI 驱动优化从实验室层面的概念验证推广至实际工程仍存在显著障碍。现场施工中原材料性能波动、施工工艺差异以及环境条件变化，都可能在配合比相同的情况下，显著改变混凝土性能，而现有基于机器学习的预测模型很少具备足够的稳健性来应对这种复杂的多样性。

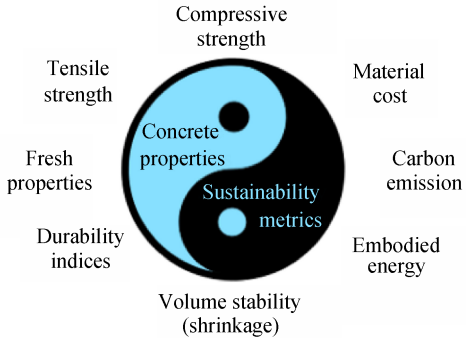


图 7　可持续混凝土设计的挑战与机遇：混凝土性能与可持续性平衡

Fig. 7　Sustainable concrete design challenges and opportunities for balancing concrete properties and sustainability metrics

与此同时，这些挑战也凸显了可持续混凝土设计中的独特机遇。一个有前景的方向是开发自动化多目标优化框架，该框架的核心是将 AI 预测模型(如 ANN 或 XGBoost)作为计算高效的代理模型，并将其与元启发式搜索算法相结合[34]。在实践中，以遗传算法[50]、粒子群优化[34]为代表的演化算法和群体智能算法[35]，被广泛用于高效搜索高维的配合比设计空间。特别是，非支配排序遗传算法(NSGA-II)[117–118]等先进的多目标优化算法常被用于平衡相互竞争的目标。这些方法能够同时平衡力

学性能、耐久性和环境影响等多种指标，生成 1 组代表不同最优目标权衡的帕累托前沿。例如，前沿上的某个方案可能强度最高但碳减排中等，而另一方案则能实现显著的碳减排，强度虽略低但仍满足要求，这种方法使决策者能根据项目对结构韧性和成本等优先级进行灵活选择。

另一个关键进步是将生命周期评估指标纳入优化框架。传统配合比优化主要聚焦于短期力学性能，忽视了材料对环境的长期影响。通过嵌入隐含碳排和能耗等生命周期性指标，AI 模型可在评估潜在配合比性能的同时考量其可持续性表现。例如，通过 AI 系统探索发现，采用特定比例的煅烧黏土替代水泥能在维持力学性能的同时，将碳排放减少 25%~30%，从而实现工程与环境价值的统一。

3.4 可解释性与可信任性

即使 AI 模型在技术上能够平衡精度与可解释性，但在工程实践中仍面临一个更严峻的外部采纳挑战：即如何让工程师、监管机构及从业者真正信任这些 AI 的输出结果。目前，行业普遍怀疑 AI 能否真正取代已建立的设计规范与方法，这种信任的缺失，构成了阻碍 AI 从学术研究走向实际应用的核心障碍。图 8 为横亘在 AI 模型与工业采纳之间的鸿沟，这主要源于模型预测缺乏机理支撑的推测性质、黑箱算法的不透明度以及难以满足现行设计规范的合规性问题。因此，必须建立起连接预测与实践的桥梁。当前亟待解决的具体挑战包括：1) 可解释性 AI 在剖析混凝土性能关键控制因素方面的应用尚不充分；2) 缺乏能与现行建筑规范深度融合的知识驱动 AI 框架；3) 缺少标准化的验证协议以支撑 AI 模型在工程中的合规性认证。

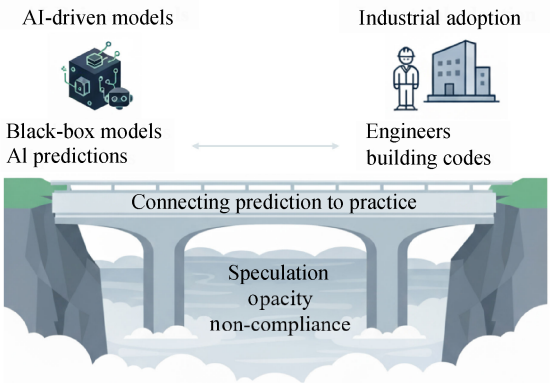


图 8 人工智能在工程实践中面临的重大障碍：可解释性和可信任性

Fig. 8 Explainability and trust are significant barriers to AI adoption

这些挑战也为推动可持续混凝土设计开辟了有前景的机会，可解释性人工智能(XAI)方法是其中一个重要技术路径，该方法有效破解了机器学习模型的“黑箱”困境，增强了其决策过程透明度。借助 SHAP 或 LIME 等技术，可以识别出对混凝土可持续性能影响最显著的关键输入变量。例如，XAI 分析揭示出与掺量相比，矿物掺合料的颗粒细度对耐久性的影响更强，从而得出兼具理论可解释性与工程价值的观点。XAI 不仅能够验证既有专业知识，还可揭示传统回归模型或经验方法难以捕捉的复杂变量间交互作用关系。

另一个重要方向是构建知识图谱引导的 AI 框架。知识图谱以结构化形式建立原材料特性、配合比参数、养护制度和长期性能之间的关系[27–28]。通过将数 10 年来在实验研究、标准建立和工程实践中积累的知识进行整合，知识图谱可以引导 AI 模型做出更符合物理化学机制的预测。例如，知识图谱可以编码熟料矿物学、水化动力学和硫酸盐抗性之间的已知规律，并融入新型低碳胶凝材料的最新研究成果，在此基础上形成知识与数据双驱动框架，使其既保持数据敏感性，又具备机理可解释性。知识图谱已在超高性能混凝土(UHPC)[27]和超高性能地聚合物(UHPG)[28]等配合比设计中展现出潜力，为高效设计和筛选高性能与低碳排的混凝土材料奠定理论基础。

除了方法创新，建立对 AI 系统的信任还需依靠实践验证与制度接纳。示范工程是验证 AI 设计混凝土在实际工况下可靠性的关键环节，可有效评估实验室测试结果在真实施工环境中的稳健性。同时，透明报告提供的性能指标与碳排放量等预测结果的不确定性信息，有助于从业者进行风险感知决策。更重要的是，需与标准机构和监管部门协同推进规范更新，将 AI 输出结果纳入认证体系。缺乏制度层面的接纳，即便 AI 模型技术领先，也难以实现规模化落地，最终只能停留于学术探索阶段。

3.5 社会考量

人工智能在可持续混凝土领域的应用，在提升效率的同时也对劳动力结构带来深远影响。其核心社会考量并非简单的岗位替代，而是人机协作模式下的效率提升与角色重塑[119]。AI 技术擅长处理繁复的计算与高维数据分析[113]，能够将工程师从传统的、依赖经验的试错实验[13–14]中解放出来。例如，AI 驱动的多目标优化框架[90–91]可以高效生成帕累托前沿[90]，辅助工程师专注于更高层次的决策[119]，

即在性能、成本和碳足迹等相互竞争的目标间[89–91]进行专业权衡。

这种“人机协作”的新范式[119]必然会推动从业人员的技能重塑。未来，行业的核心需求将转向那些能够驾驭 AI 工具的复合型人才，其不仅需要具备深厚的材料科学与土木工程领域知识，还应掌握必要的数据分析能力和系统思维。因此，为确保 AI 技术在建筑行业成功落地并惠及行业发展，专业协会、高校与企业应共同推动系统的培训与教育更新，支撑从业人员平稳过渡至更高效、更智能的工作模式。

4　自主可持续混凝土系统的未来展望

尽管 AI 技术已展现出巨大潜力，但可持续混凝土研究的未来目标，是从静态性能预测迈向集成感知、学习和控制的自主化系统，这一跨越的标志性特征是研发出信息物理系统。

图 9 为人工智能驱动的可持续混凝土设计与生产自主系统。由图 9 可见，该系统构建了 1 个连接物理实体与数字空间的闭环控制流：首先，先进传感网络实时捕获原材料特性与生产状态的多模态数据(数据采集)，并通过云基础设施进行高效汇聚(数据融合)；随后，集成 AI 模型与数字孪生的智能中枢对数据进行深度解析与仿真预测，生成最优控制策略(决策制定)；最后，指令被实时传输至自动化制造设备进行精准作业(执行)，并通过持续的状态监测将反馈信息回传至数据端，形成不断迭代优化的自适应循环。其关键在于将 AI 模型、先进传感技术与自动化制造深度融合，从而实现从原材料制备到构件生产全过程的动态精细化管理。

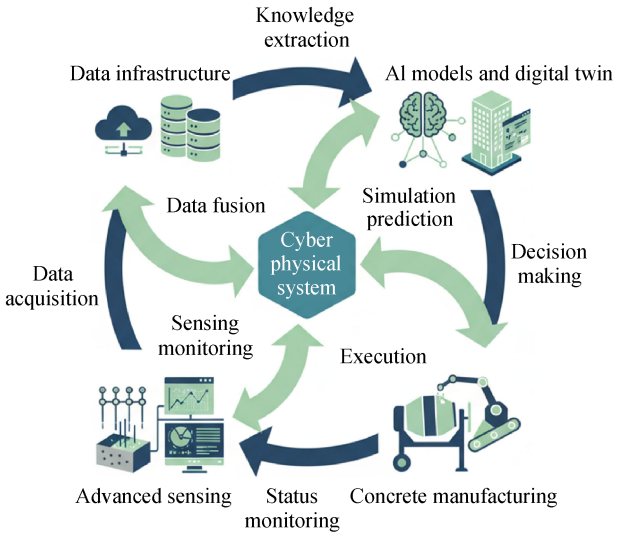


图 9　人工智能驱动的可持续混凝土设计与生产自主系统

Fig. 9　Autonomous system for AI-driven sustainable concrete production

通过将流变仪[120]、声发射技术[121]及热成像[122]等先进传感技术与 AI 模型相结合，可在混凝土搅拌、浇筑与养护过程中实现实时监测与反馈，这一信息物理系统框架能够动态调整配比，在确保质量一致性的同时，有效减少材料浪费与碳排放。

在 3D 打印混凝土等智能建造试点项目中，基于实时监测的自适应控制已展现出其在提升可建造性与减少缺陷方面的潜力[123]，为智能建造提供了可行路径。AI 与机器人及 3D 打印等自主建造系统的集成，进一步实现了根据现场条件变化实时调整配合比，同步保障可持续性目标与结构性能。在此基础上，数字孪生技术将 AI 的应用从生产建造拓展到了设施运维。图 10 为可持续混凝土基础设施的数字孪生。由图 10 可见，数字孪生就像是实体混凝土结构的虚拟镜像，其不仅是一个动态数据驱动的数字化复制体，更能随着多源传感器数据的持续输入而实时更新演化，从而在数字空间中精准映射物理结构的服役状态。对于混凝土结构，数字孪生可以整合嵌入式传感器监测数据、检测数据和环境数据，实现全生命周期评估。此类工具可以预测结构劣化、优化维护方案，并评估不同维养策略的可持续性影响。研究表明，桥梁数字孪生有望降低 15%~20% 的维护成本[124]，延长使用寿命，避免过早拆除。将碳排放等可持续性指标嵌入数字孪生，还可辅助资产管理者在结构性能与气候环境目标之间做出更优决策。

在实现上述愿景的进程中，完成设计、施工和运营过程的人机协作至关重要。AI 系统并非取代工程师，而是作为智能助手[119]，在设计阶段推荐配比、提出可持续性与性能的权衡方案，并在施工中预警异常，这种人机协作框架还有助于工作人员培训[125]，提升团队理解与运用 AI 的能力。尤其在安全关键决策中，必须保持人类决策的核心地位，确保 AI 始终作为辅助工具而非未经证实的权威。

长远来看，技术发展正引领研究人员迈向一个自主、低碳的建筑生态系统。届时，AI 驱动的信息物理系统、数字孪生与人机协作框架将深度融合，共同实现可持续混凝土从设计、建造到全生命周期维护的智能化管理，这一方向与全球 2050 年碳中和目标高度契合，标志着 AI 将重塑建筑行业，成为提升效率、可持续性的核心引擎。

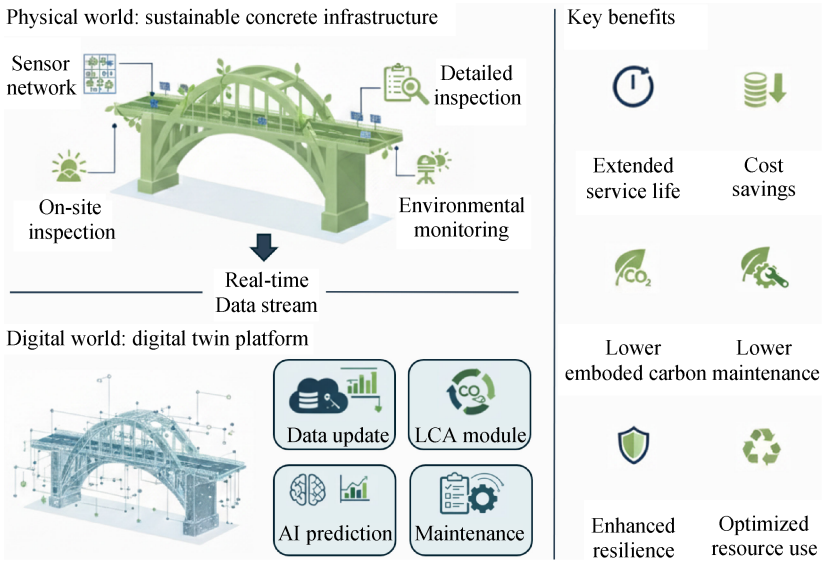


图 10 可持续混凝土基础设施的数字孪生

Fig. 10 Digital twin concept for sustainable concrete infrastructure

5 结论与展望

本文系统回顾了人工智能技术在可持续混凝土性能预测、配合比优化及新材料研发方面的最新进展、挑战与机遇。尽管机器学习在性能预测、多目标优化及可持续性指标整合等方面取得了显著成果，但仍面临数据规模小与异质性高、模型泛化能力不足与可解释性低、缺乏与领域知识深度融合等挑战，阻碍了人工智能技术在实际工程中的应用。

制定清晰的研究路线图是未来迈向高置信度自主可持续混凝土智能设计与生产的关键。依据综述结果，本文提出 5 大优先事项：1) 构建开放基准数据集，促进可重复性和公平比较；2) 发展物理信息化和知识引导的人工智能模型，实现知识与数据双驱动；3) 推进多目标优化框架，协同平衡性能、成本、碳排放与能耗；4) 创建信息物理系统与数字孪生，实现自适应生产、全生命周期监测与实时反馈；5) 建立标准、验证协议和培训体系，促进工业界的认可与采纳。

人工智能技术可被视为创新的催化剂，而非取代人类专家。通过将数据驱动的见解与专家的领域知识及工程经验相结合，人工智能技术将推动混凝土行业向低碳、资源循环利用等领域高效转型。为实现这一目标，亟需材料科学、人工智能、土木工程、可持续科学与政策制定等领域的深度融合与共同努力，确保技术进步能真正惠及当代与未来社会。

致谢

本研究得到了美国国家科学基金会编号 2046407 和美国科学院编号 SCON-10001241 的项目资助。

参考文献:

[1] YORK I N, Europe I. Concrete needs to lose its colossal carbon footprint[J]. Nature, 2021, 597(7878): 593–594.

[2] QIAN X, ZHOU X Y, HU C L, et al. Role of partial limestone calcination in carbonated lime-based binders[J]. Cem Concr Res, 2024, 183: 107572.

[3] MA X S, HU H B, LUO Y, et al. A carbon footprint assessment for usage of recycled aggregate and supplementary cementitious materials for sustainable concrete: A life-cycle perspective in China[J]. J Clean Prod, 2025, 490: 144772.

[4] RIHNER M C S, Hafez H, Walkley B, et al. Thousand cuts: a realistic route to decarbonise the UK cement and concrete sector by 2050[J]. Sustainable Prod Consumption, 2025, 58: 319–333.

[5] JIN S S, ZHANG Y, YAN Y L, et al. Influence of aggregate characteristics on the plant growing environment of the planting concrete with SAC[J]. J Clean Prod, 2024, 445: 141179.

[6] RATHNAYAKA M, KARUNASINGHE D, GUNASEKARA C, et al. Machine learning approaches to predict compressive strength of fly ash-based geopolymer concrete: A comprehensive review[J]. Constr Build Mater, 2024, 419: 135519.

[7] BHAGATH SINGH G V P, DURGA PRASAD V. Environmental impact of concrete containing high volume fly ash and ground granulated blast furnace slag[J]. J Clean Prod, 2024, 448: 141729.

[8] ABBAS S N, QURESHI M I, ALKHARISI M K, et al. Combined effect of silica fume and various fibers on fresh and hardened properties of concrete incorporating HDPE aggregates[J]. Constr Build Mater, 2024, 445: 137940.

[9] AL KINDI H, ABDEL-GAWWAD H A, MEDDAH M S, et al. An overview of the critical influential parameters on the performance of limestone calcined clay cement paste, mortar, and concrete[J]. Constr Build Mater, 2024, 444: 137615.

[10] ABBADI A, MUCSI G. A review on complex utilization of mine

tailings: Recovery of rare earth elements and residue valorization[J]. J Environ Chem Eng, 2024, 12(3): 113118.

[11] LIU Y L, LIN A, THOMPSON J, et al. Per- and polyfluoroalkyl substances (PFAS) in construction and demolition debris (CDD): Discerning sources and fate during waste management[J]. J Hazard Mater, 2024, 472: 134567.

[12] LEE M Y, WANG W L, DU Y, et al. Applications of UV/H_2O_2, UV/persulfate, and UV/persulfate/Cu^{2+} for the elimination of reverse osmosis concentrate generated from municipal wastewater reclamation treatment plant: Toxicity, transformation products, and disinfection byproducts[J]. Sci Total Environ, 2021, 762: 144161.

[13] MOHTASHAM MOEIN M, SARADAR A, RAHMATI K, et al. Predictive models for concrete properties using machine learning and deep learning approaches: A review[J]. J Build Eng, 2023, 63: 105444.

[14] LI Z Z, YOON J, ZHANG R, et al. Machine learning in concrete science: Applications, challenges, and best practices[J]. NPJ Comput Mater, 2022, 8: 127.

[15] SONG H W, AHMAD A, FAROOQ F, et al. Predicting the compressive strength of concrete with fly ash admixture using machine learning algorithms[J]. Constr Build Mater, 2021, 308: 125021.

[16] ASTM International Committee C09 on Concrete and Concrete Aggregates. Standard test method for compressive strength of cylindrical concrete specimens[M]. West Conshohocken: ASTM International, 2014.

[17] VAN QUAN TRAN, DANG V Q, HO L S. Evaluating compressive strength of concrete made with recycled concrete aggregates using machine learning approach[J]. Constr Build Mater, 2022, 323: 126578.

[18] ASTERIS P G, SKENTOU A D, BARDHAN A, et al. Predicting concrete compressive strength using hybrid ensembling of surrogate machine learning models[J]. Cem Concr Res, 2021, 145: 106449.

[19] ZIYAD SAMI B H, ZIYAD SAMI B F, KUMAR P, et al. Feasibility analysis for predicting the compressive and tensile strength of concrete using machine learning algorithms[J]. Case Stud Constr Mater, 2023, 18: e01893.

[20] GOMAA E, HAN T H, ELGAWADY M, et al. Machine learning to predict properties of fresh and hardened alkali-activated concrete[J]. Cem Concr Compos, 2021, 115: 103863.

[21] PARICHATPRECHA R, Nimityongskul P. Analysis of durability of high performance concrete using artificial neural networks[J]. Constr Build Mater, 2009, 23(2): 910–917.

[22] DEROUSSEAU M A, Kasprzyk J R, Srubar III W V. Multi-objective optimization methods for designing low-carbon concrete mixtures[J]. Frontiers in Materials, 2021, 8: 680895.

[23] BUFFENBARGER J K, Casilio J M, AzariJafari H, et al. Role of mixture overdesign in the sustainability of concrete: current state and future perspective[J]. ACI Mater J, 2023, 120(1): 89–100.

[24] TAFFESE W Z, Hilloulin B, Zaccardi Y V, et al. Machine learning in concrete durability: challenges and pathways identified by RILEM TC 315-DCS towards enhanced predictive models[J]. Mater Struct, 2025, 58: 145.

[25] DWIVEDI R, DAVE D, NAIK H, et al. Explainable AI (XAI): Core ideas, techniques, and solutions[J]. ACM Comput Surv, 2023, 55(9): 1–33.

[26] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-informed machine learning[J]. Nat Rev Phys, 2021, 3: 422–440.

[27] GUO P W, MENG W N, BAO Y. Knowledge graph-guided data-driven design of ultra-high-performance concrete (UHPC) with interpretability and physicochemical reaction discovery capability[J]. Constr Build Mater, 2024, 430: 136502.

[28] GUO P W, MENG W N, BAO Y. Knowledge-guided data-driven design of ultra-high-performance geopolymer (UHPG)[J]. Cem Concr Compos, 2024, 153: 105723.

[29] BEN CHAABENE W, FLAH M, NEHDI M L. Machine learning prediction of mechanical properties of concrete: Critical review[J]. Constr Build Mater, 2020, 260: 119889.

[30] ZHENG W, SHUI Z H, XU Z Z, et al. Multi-objective optimization of concrete mix design based on machine learning[J]. J Build Eng, 2023, 76: 107396.

[31] MANSOUR E, DHASMANA H, MOUSA M R, et al. Machine learning-based technology for asphalt concrete pavement performance decision-making in hot and humid climates[J]. Constr Build Mater, 2024, 442: 137625.

[32] NGUYEN H, VU T, VO T P, et al. Efficient machine learning models for prediction of concrete strengths[J]. Constr Build Mater, 2021, 266: 120950.

[33] NASERI H, JAHANBAKHSH H, HOSSEINI P, et al. Designing sustainable concrete mixture by developing a new machine learning technique[J]. J Clean Prod, 2020, 258: 120578.

[34] ZHANG J F, HUANG Y M, WANG Y H, et al. Multi-objective optimization of concrete mixture proportions using machine learning and metaheuristic algorithms[J]. Constr Build Mater, 2020, 253: 119208.

[35] WANG S Q, XIA P, CHEN K Y, et al. Prediction and optimization model of sustainable concrete properties using machine learning, deep learning and swarm intelligence: A review[J]. J Build Eng, 2023, 80: 108065.

[36] GUO P W, MAHJOUBI S, LIU K J, et al. Self-updatable AI-assisted design of low-carbon cost-effective ultra-high-performance concrete (UHPC)[J]. Case Stud Constr Mater, 2023, 19: e02625.

[37] TAM V W Y, BUTERA A, LE K N, et al. A prediction model for compressive strength of CO_2 concrete using regression analysis and artificial neural networks[J]. Constr Build Mater, 2022, 324: 126689.

[38] RAHMAN S K, AL-AMERI R. Structural assessment of Basalt FRP reinforced self-compacting geopolymer concrete using artificial neural network (ANN) modelling[J]. Constr Build Mater, 2023, 397: 132464.

[39] BISWAS R, KUMAR M, SINGH R K, et al. A novel integrated approach of RUNge Kutta optimizer and ANN for estimating compressive strength of self-compacting concrete[J]. Case Stud Constr Mater, 2023, 18: e02163.

[40] ZHENG Z S, TIAN C, WEI X S, et al. Numerical investigation and ANN-based prediction on compressive strength and size effect using the concrete mesoscale concretization model[J]. Case Stud Constr Mater, 2022, 16: e01056.

[41] GOLAFSHANI E M, BEHNOOD A. Predicting the mechanical properties of sustainable concrete containing waste foundry sand using multi-objective ANN approach[J]. Constr Build Mater, 2021, 291: 123314.

[42] LIU Y, CAO Y, WANG L, et al. Prediction of the durability of high-performance concrete using an integrated RF-LSSVM model[J]. Constr Build Mater, 2022, 356: 129232.

[43] TAFFESE W Z, ESPINOSA-LEAL L. Prediction of chloride resistance level of concrete using machine learning for durability and service life assessment of building structures[J]. J Build Eng, 2022, 60: 105146.

[44] SUN Z, LI Y L, YANG Y X, et al. Splitting tensile strength of basalt fiber reinforced coral aggregate concrete: Optimized XGBoost models and experimental validation[J]. Constr Build Mater, 2024, 416: 135133.

[45] AL-TAAI S R, AZIZE N M, THOENY Z A, et al. XGBoost prediction model optimized with Bayesian for the compressive strength of eco-friendly concrete containing ground granulated blast furnace slag and recycled coarse aggregate[J]. Appl Sci, 2023, 13(15): 8889.

[46] AKBER M Z, ALI ANWAR G, CHAN W K, et al. TPE-xgboost for explainable predictions of concrete compressive strength considering compositions, and mechanical and microstructure properties of testing samples[J]. Constr Build Mater, 2024, 457: 139398.

[47] PASWAN R K, GOGINENI A, SHARMA S, et al. Predicting split tensile strength in Portland and geopolymer concretes using machine learning algorithms: A comparative study[J]. J Build Pathol Rehabil, 2024, 9(2): 129.

[48] EL MAHDI SAFHI A, DABIRI H, SOLIMAN A, et al. Prediction of self-consolidating concrete properties using XGBoost machine learning algorithm: Part 1–Workability[J]. Constr Build Mater, 2023, 408: 133560.

[49] EL MAHDI SAFHI A, DABIRI H, SOLIMAN A, et al. Prediction of self-consolidating concrete properties using XGBoost machine learning algorithm: Rheological properties[J]. Powder Technol, 2024, 438: 119623.

[50] JIANG C M, CHEN G, LI S X, et al. Machine learning-aided prediction and genetic algorithm optimization of sulfate resistance in Portland cement-based materials[J]. Constr Build Mater, 2025, 494: 143334.

[51] ABDULALIM ALABDULLAH A, IQBAL M, ZAHID M, et al. Prediction of rapid chloride penetration resistance of metakaolin based high strength concrete using light GBM and XGBoost models by incorporating SHAP analysis[J]. Constr Build Mater, 2022, 345: 128296.

[52] CELIK G, OZDEMIR M. Determination of concrete compressive strength from surface images with the integration of CNN and SVR methods[J]. Measurement, 2024, 238: 115331.

[53] HILLOULIN B, UMUNNAKWE R. Machine learning-aided prediction of shrinkage in modern concrete: Focus on mix proportions and SCMs[J]. J Build Eng, 2024, 98: 111410.

[54] BOURAS Y, LI L. Prediction of high-temperature creep in concrete using supervised machine learning algorithms[J]. Constr Build Mater, 2023, 400: 132828.

[55] SAFIEH H, HAWILEH R A, ASSAD M, et al. Using multiple machine learning models to predict the strength of UHPC mixes with various FA percentages[J]. Infrastructures, 2024, 9(6): 92.

[56] YOUNG B A, HALL A, PILON L, et al. Can the compressive strength of concrete be estimated from knowledge of the mixture proportions? : New insights from statistical analysis and machine learning methods[J]. Cem Concr Res, 2019, 115: 379–388.

[57] KHAN M I, ABBAS Y M, FARES G, et al. Strength prediction and optimization for ultrahigh-performance concrete with low-carbon cementitious materials–XG boost model and experimental validation[J]. Constr Build Mater, 2023, 387: 131606.

[58] LI Q F, SONG Z M. High-performance concrete strength prediction based on ensemble learning[J]. Constr Build Mater, 2022, 324: 126694.

[59] JIA J F, CHEN X Z, BAI Y L, et al. An interpretable ensemble learning method to predict the compressive strength of concrete[J]. Structures, 2022, 46: 201–213.

[60] WANG X L, CHEN A R, LIU Y Q. Explainable ensemble learning model for predicting steel section-concrete bond strength[J]. Constr Build Mater, 2022, 356: 129239.

[61] TAFFESE W Z, ZHU Y P, CHEN G D. Ensemble-learning model based ultimate moment prediction of reinforced concrete members strengthened by UHPC[J]. Eng Struct, 2024, 305: 117705.

[62] CHOU J S, PHAM A D. Enhanced artificial intelligence for ensemble approach to predicting high performance concrete compressive strength[J]. Constr Build Mater, 2013, 49: 554–563.

[63] ERDAL H I. Two-level and hybrid ensembles of decision trees for high performance concrete compressive strength prediction[J]. Eng Appl Artif Intell, 2013, 26(7): 1689–1697.

[64] YU B, CHENG H, YU Z C, et al. Physics-supervised ensemble learning model for predicting failure modes of reinforced concrete columns[J]. Eng Struct, 2023, 292: 116560.

[65] LIANG D, XUE F. Integrating automated machine learning and interpretability analysis in architecture, engineering and construction industry: A case of identifying failure modes of reinforced concrete shear walls[J]. Comput Ind, 2023, 147: 103883.

[66] CHEN H Y, CAO Y, LIU Y, et al. Enhancing the durability of concrete in severely cold regions: Mix proportion optimization based on machine learning[J]. Constr Build Mater, 2023, 371: 130644.

[67] TOPÇU İ B, SARıDEMIR M. Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic[J]. Comput Mater Sci, 2008, 41(3): 305–311.

[68] KARTHIKA S, DURGADEVI M. Generative adversarial network (GAN): A general review on different variants of GAN and applications[C]//2021 6th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES). Coimbatre, India. IEEE, 2021: 1–8.

[69] MAHJOUBI S, MENG W N, BAO Y. Auto-tune learning framework for prediction of flowability, mechanical properties, and porosity of ultra-high-performance concrete (UHPC)[J]. Appl Soft Comput, 2022, 115: 108182.

[70] EKANAYAKE I U, MEDDAGE D P P, RATHNAYAKE U. A novel approach to explain the black-box nature of machine learning in compressive strength predictions of concrete using Shapley additive explanations (SHAP)[J]. Case Stud Constr Mater, 2022, 16: e01059.

[71] WU R J, XIA Y, XIA J. Long-term prediction of surface chloride content of marine concrete structures using inverse physics-informed neural networks[J]. Eng Struct, 2025, 329: 119752.

[72] GUO P W, MENG W N, BAO Y. Intelligent characterization of complex cracks in strain-hardening cementitious composites based on generative computer vision[J]. Constr Build Mater, 2024, 411: 134812.

[73] DUAN S D, TAN X, GUO P W, et al. The transformative roles of generative artificial intelligence in vision techniques for structural health monitoring: A state-of-the-art review[J]. Adv Eng Inform, 2025, 68: 103719.

[74] GUO P W, MENG X J, MENG W N, et al. Automatic assessment of concrete cracks in low-light, overexposed, and blurred images restored using a generative AI approach[J]. Autom Constr, 2024, 168: 105787.

[75] KARIM R, ISLAM M H, DATTA S D, et al. Synergistic effects of supplementary cementitious materials and compressive strength prediction of concrete using machine learning algorithms with SHAP and PDP analyses[J]. Case Stud Constr Mater, 2024, 20: e02828.

[76] MISHRA S, Sturm B L, Dixon S. Local interpretable model-agnostic explanations for music content analysis[C]//18th International Society for Music Information Retrieval Conference, Suzhou, China, 2017: 537–543.

[77] ALAWI AL-NAGHI A A, AAMIR K, AMIN M N, et al. Predicting strength in polypropylene fiber reinforced rubberized concrete using symbolic regression AI techniques[J]. Case Stud Constr Mater, 2025, 23: e05024.

[78] TU L, ZHAO H, TAN C J, et al. Tensile behavior of reinforced UHPC: Effects of autogenous shrinkage and model of tensile capacity *via* deep learning-based symbolic regression[J]. Cem Concr Compos, 2025, 160: 106019.

[79] GOLAFSHANI E M, ASHOUR A. Prediction of self-compacting concrete elastic modulus using two symbolic regression techniques[J]. Autom Constr, 2016, 64: 7–19.

[80] MEGAHED K. Symbolic regression for strength prediction of eccentrically loaded concrete-filled steel tubular columns[J]. Sci Rep, 2025, 15: 3085.

[81] ONYELOWE K C, KAMCHOOM V, EBID A M, et al. Optimizing the utilization of Metakaolin in pre-cured geopolymer concrete using ensemble and symbolic regressions[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 6858.

[82] LE B A, NGUYEN H Q, TRAN B V, et al. Symbolic regression model for predicting compression strength of steel fiber-reinforced concrete[J]. Transp Res Procedia, 2025, 85: 94–101.

[83] YU X R. Developing an artificial neural network model to predict the durability of the RC beam by machine learning approaches[J]. Case Stud Constr Mater, 2022, 17: e01382.

[84] SHABAN W M, ELBAZ K, ZHOU A N, et al. Physics-informed deep neural network for modeling the chloride diffusion in concrete[J]. Eng Appl Artif Intell, 2023, 125: 106691.

[85] DAS P, KASHEM A. Hybrid machine learning approach to prediction of the compressive and flexural strengths of UHPC and parametric analysis with shapley additive explanations[J]. Case Stud Constr Mater, 2024, 20: e02723.

[86] GUZMÁN-TORRES J A, DOMÍNGUEZ-MOTA F J, TINOCO-GUERRERO G, et al. Extreme fine-tuning and explainable AI model for non-destructive prediction of concrete compressive strength, the case of ConcreteXAI dataset[J]. Adv Eng Softw, 2024, 192: 103630.

[87] AL-BASHITI M K, NASER M Z. Verifying domain knowledge and theories on Fire-induced spalling of concrete through eXplainable artificial intelligence[J]. Constr Build Mater, 2022, 348: 128648.

[88] JIN X X, YANG X C, JIANG Y X, et al. An AI-based partial explainable prediction of rubber concrete strength on mobile devices[J]. Constr Build Mater, 2024, 427: 136234.

[89] ONYELOWE K C, KONTONI D N, EBID A M, et al. Multi-objective optimization of sustainable concrete containing fly ash based on environmental and mechanical considerations[J]. Buildings, 2022, 12(7): 948.

[90] GAN V J L, CHENG J C P, LO I M C. Integrating life cycle assessment and multi-objective optimization for economical and environmentally sustainable supply of aggregate[J]. J Clean Prod, 2016, 113: 76–85.

[91] TANHADOUST A, ALI EMADI S A, NASROLLAHPOUR S, et al. Optimal design of sustainable recycled rubber-filled concrete using life cycle assessment and multi-objective optimization[J]. Constr Build Mater, 2023, 402: 132878.

[92] GOLEWSKI G L. Assessing of water absorption on concrete composites containing fly ash up to 30 % in regards to structures completely immersed in water[J]. Case Stud Constr Mater, 2023, 19: e02337.

[93] WANG Y H, XIAO R, LU H, et al. Effect of curing conditions on the strength and durability of air entrained concrete with and without fly ash[J]. Clean Mater, 2023, 7: 100170.

[94] MIRBOD M, SHOAR M. Intelligent concrete surface cracks detection using computer vision, pattern recognition, and artificial neural networks[J]. Procedia Comput Sci, 2023, 217: 52–61.

[95] TAN Y, LI S L, LIU H L, et al. Automatic inspection data collection of building surface based on BIM and UAV[J]. Autom Constr, 2021, 131: 103881.

[96] METZ L, Poole B, Pfau D, et al. Unrolled generative adversarial networks[J]. arXiv, 2016: 1611.02163.

[97] TAN S, Shen Y, Zhou B. Improving the fairness of deep generative models without retraining[J]. arXiv, 2020: 2012.04842.

[98] HEUSEL M, RAMSAUER H, UNTERTHINER T, et al. GANs trained by a two time-scale update rule converge to a local Nash equilibrium[C]//Neural Information Processing Systems, 2017

[99] CASCO-RODRIGUEZ J, ALEMOHAMMAD S, LUZI L, et al. Self-consuming generative models go MAD[C]// International Conference on Learning Representations (ICLR 2024), Vienna, Austria, 2024.

[100] KAMATH M V, PRASHANTH S, KUMAR M, et al. Machine-learning-algorithm to predict the high-performance concrete compressive strength using multiple data[J]. J Eng Des Technol, 2024, 22(2): 532–560.

[101] VENKETESWARAN A, LALAM N, WUENSCHELL J, et al. Recent advances in machine learning for fiber optic sensor applications[J]. Adv Intell Syst, 2022, 4: 2100067.

[102] GUO P W, MENG W N, XU M F, et al. Predicting mechanical properties of high-performance fiber-reinforced cementitious composites by integrating micromechanics and machine learning[J]. Materials, 2021, 14(12): 3143.

[103] FENG D C, WANG W J, MANGALATHU S, et al. Condition assessment of highway bridges using textual data and natural language processing-(NLP-) based machine learning models[J]. Struct Contr Health Monit, 2023, 2023: 9761154.

[104] BANGARU S S, WANG C, HASSAN M, et al. Estimation of the degree of hydration of concrete through automated machine learning based microstructure analysis–A study on effect of image magnification[J]. Adv Eng Inform, 2019, 42: 100975.

[105] WUDIL Y S, SHALABI A F, AL-OSTA M A, et al. Effective corrosion detection in reinforced concrete *via* laser-induced breakdown spectroscopy and machine learning[J]. Mater Today Commun, 2024, 41: 111005.

[106] YU A P, LIU T, MIAO T J, et al. Signal recognition and prediction of water-bearing concrete under axial compression using acoustic emission and machine learning[J]. Struct Contr Health Monit, 2025, 2025: 6633988.

[107] HEMALATHA T, RAMASWAMY A. A review on fly ash characteristics–Towards promoting high volume utilization in developing sustainable concrete[J]. J Clean Prod, 2017, 147: 546–559.

[108] VISHWAKARMA V, RAMACHANDRAN D. Green Concrete mix using solid waste and nanoparticles as alternatives–A review[J]. Constr Build Mater, 2018, 162: 96–103.

[109] MOGHADDAS S A, MENG W N, BAO Y. Explainable data-driven formulation of chloride migration coefficient of eco-friendly concrete based on advanced automatic programming[J]. Eng Appl Artif Intell, 2025, 160: 111965.

[110] MOGHADDAS S A, BAO Y. Explainable machine learning framework for predicting concrete abrasion depth[J]. Case Stud Constr Mater,

2025, 22: e04686.
[111] CHENG B Y, BAO Y, MENG W N, et al. Particle packing theory-guided multi-fidelity deep learning for discovering low-carbon cost-effective high-performance concrete[J]. Appl Soft Comput, 2025, 183: 113678.
[112] LAMPINEN J, VEHTARI A. Bayesian approach for neural networks: Review and case studies[J]. Neural Netw, 2001, 14(3): 257–274.
[113] PADMAPOORANI P, SENTHILKUMAR S, MOHANRAJ R. Machine learning techniques for structural health monitoring of concrete structures: A systematic review[J]. Iran J Sci Technol Trans Civ Eng, 2023, 47(4): 1919–1931.
[114] MITCHELL M, WU S, ZALDIVAR A, et al. Model cards for model reporting[C]//Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. Atlanta GA USA. ACM, 2019: 220–229.
[115] BLACKLAWS C. Algorithms: Transparency and accountability[J]. Philos Trans A Math Phys Eng Sci, 2018, 376(2128): 20170351.
[116] GUO P W, JIANG Z, MENG W N, et al. Multi-agent collaboration for knowledge-guided data-driven design of ultra-high-performance concrete (UHPC) incorporating solid wastes[J]. Cem Concr Compos, 2025, 164: 106230.
[117] WANG Z X, WU J M, SU L, et al. Optimization of ultra-high performance concrete based on response surface methodology and NSGA-II[J]. Materials, 2024, 17(19): 4885.
[118] HASHMI A F, AYAZ M, BILAL A, et al. ANN modeling of mechanical properties in high-volume fly ash concrete: Multi-objective cost optimization using NSGA-II for sustainable construction[J]. Asian J Civ Eng, 2024, 25(3): 2867–2882.
[119] NABIZADEH RAFSANJANI H, NABIZADEH A H. Towards human-centered artificial intelligence (AI) in architecture, engineering, and construction (AEC) industry[J]. Comput Hum Behav Rep, 2023, 11: 100319.
[120] JAYATHILAKAGE R, RAJEEV P, SANJAYAN J. Rheometry for concrete 3D printing: A review and an experimental comparison[J]. Buildings, 2022, 12(8): 1190.
[121] CIABURRO G, IANNACE G. Machine-learning-based methods for acoustic emission testing: A review[J]. Appl Sci, 2022, 12(20): 10476.
[122] PARK M J, KIM J, JEONG S, et al. Machine learning-based concrete crack depth prediction using thermal images taken under daylight conditions[J]. Remote Sens, 2022, 14(9): 2151.
[123] QUAH T K N, TAY Y W D, LIM J H, et al. Concrete 3D printing: Process parameters for process control, monitoring and diagnosis in automation and construction[J]. Mathematics, 2023, 11(6): 1499.
[124] BADO M F, TONELLI D, POLI F, et al. Digital twin for civil engineering systems: An exploratory review for distributed sensing updating[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3168.
[125] KJELLMARK G, HJELSETH E, PEÑALOZA G A, et al. Toward construction 5.0: Bridging AI and people through continuous learning[J]. J Constr Eng Manage, 2026, 152: 04025227.

Artificial Intelligence for Sustainable Concrete: Methods, Challenges and Opportunities

JIANG Zhan[1], *TENG Le*[2], *TONG Xinyang*[1], *CHENG Boyuan*[1], *YUAN Qiang*[3], *LONG Wujian*[4], *MENG Weina*[1], *BAO Yi*[1]
(1. Department of Civil, Environmental and Ocean Engineering, Stevens Institute of Technology, Hoboken NJ 07030, USA; 2. School of Materials Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 3. School of Civil Engineering, Central South University, Changsha 410075, China; 4. College of Civil and Transportation Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, Guangdong, China)

Extended Abstract

Concrete is the most widely used construction material with an annual consumption of about 30 billion tons. However, the production of concrete creates significant environmental problems. Cement is a key binder in concrete, and its production requires burning limestone in high-temperature kilns, which causes approximately 8% of global carbon dioxide emissions. As urbanization and infrastructure construction continue to grow rapidly, the demand for cement and concrete is expected to be increased by 12%–23% by 2050. If we do not develop sustainable alternatives, this will affect a climate change. To address this issue, the industry is increasingly using supplementary cementitious materials, such as fly ash, slag, and calcined clay. In addition, using solid waste like mine tailings and demolition waste also becomes an important strategy. These methods can reduce the use of cement clinkers and keep waste out of landfills, providing both environmental and economic benefits. However, incorporating these diverse materials makes the design process much harder. Conventional design methods rely on experience and trial-and-error experiments. This process is time-consuming, consumes many resources, and cannot fully reflect the complex interactions between different materials. For instance, mixing multiple types of waste materials creates a high-dimensional design space that is hard to manage with simple, linear experiments.

Artificial Intelligence (AI) technology offers an effective way to solve these challenges. Machine learning models can accurately predict key properties of concrete, such as fresh properties, mechanical strength, and durability, based on the historical experimental data. This review systematically summarizes AI techniques for sustainable concrete. The research moves from simple data mapping to more intelligent systems. Initially, some classic models like artificial neural networks and support vector machines are used. These models act as a map between the ingredients (inputs) and the performance (outputs). They can be used for capturing non-linear relationships that conventional equations cannot obtain. For instance, models like XGBoost and Random Forest can predict compressive strength and chloride resistance with a high accuracy, even when using relatively small datasets. These models are often used in a design loop, *i.e.*, predicting performance and using optimization algorithms to adjust the mixture, balancing high strength with lower cost and reduced carbon emissions.

However, conventional AI models have a major problem, *i.e.*, they are often "black boxes". This means engineers cannot see how the model makes decisions, leading to a lack of trust in safety-critical projects. Also, these models depend heavily on data quality, and the existing datasets in concrete science are often small, inconsistent, or lack standard formatting. To fix this issue, the focus is shifting to advanced AI models. This review highlights three key improvements. First, data augmentation techniques, such as generative adversarial networks, are used to create synthetic data. This can solve the problem of small datasets *via* learning the patterns of real data and generating new, realistic samples. Second, explainable AI is used to open the "black box". Methods like SHAP analysis can show exactly how much each ingredient contributes to the final strength, making the results easier to understand and verify. Third, knowledge-guided learning combines data with physical laws. AI models can follow scientific principles *via* adding physical constraints (like diffusion laws) or using Knowledge Graphs, making them more reliable and scientifically correct compared to pure data-driven models.

Summary and Prospects This review concludes that AI makes a great progress in predicting performance and optimizing mixtures, while there are still some challenges before it is widely used in real engineering. The main challenges include the lack of high-quality open datasets, the poor ability of models to work on new materials (generalization), and the need for better trust and interpretability. Future research needs to move from static predictions to autonomous systems.

In the future, an AI-driven autonomous system can be used for sustainable concrete. This involves building a cyber-physical system. In this system, sensors collect real-time data during concrete production. AI models can analyze the data and automatically adjust the mixture proportions to ensure consistent quality. This allows for adaptive manufacturing, reducing waste and ensuring that the concrete meets the design requirements. Furthermore, Digital Twin technology can extend this to the entire life of the structure. A digital twin is a virtual copy of the physical infrastructure. It can update itself using sensor data to monitor the health of the structure and calculate its carbon footprint in real time. This can favor to make better decisions about maintenance and repair, extending the service life of the infrastructure.

Finally, we need to focus on five priorities, *i.e.*, creating open benchmark datasets for fair comparison; developing physics-informed AI that combines data with expert knowledge; advancing multi-objective optimization to balance performance, cost, and carbon; building cyber-physical systems and digital twins; and establishing standards and training programs. AI should not replace human experts. Instead, it should act as an intelligent assistant, helping engineers to design greener and more durable concrete. This human-AI collaboration is a key to achieving a carbon-neutral built environment in the future.

Keywords concrete; cyber-physical system; digital twin; explainable artificial intelligence; multi-objective optimization; trustworthy machine learning; waste valorization