

人工智能在平板玻璃生产领域的研究进展与展望： 技术融合与产业变革

许世清, 陈天麟, 刘林林, 刘世民

(燕山大学材料科学与工程学院, 亚稳材料全国重点实验室, 河北 秦皇岛 066000)

摘 要: 在玻璃生产领域, 随着深度学习、大数据分析等技术的不断发展, 人工智能(AI)在提升生产效率和产品质量方面取得了显著的进展。虽然人工智能在平板玻璃领域展现出了巨大的潜力, 但目前仍存在一些技术难题和应用瓶颈。本文主要从当前国内外平板玻璃生产领域人工智能的发展现状和存在的问题等方面进行综合论述, 揭示人工智能技术在推动平板玻璃行业智能化发展过程中的实际效果和面临的挑战。此外, 对人工智能在平板玻璃领域的未来发展进行了前瞻性的展望。

关键词: 人工智能; 机器学习; 平板玻璃; 产业化; 研究进展

中图分类号: TQ171 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2025)10-2912-17

网络出版时间: 2025-07-02



人工智能(Artificial intelligence, AI)的发展可以追溯到 20 世纪 50 年代的符号主义探索, 最初的专家系统和逻辑推理方法奠定了人工智能决策的基础^[1-2]。随着统计学和计算能力的提升, 20 世纪 80 至 90 年代兴起的机器学习方法(如支持向量机、决策树、随机森林等)为数据驱动决策提供了有力工具^[3-4]。进入 21 世纪, 深度学习技术在图像识别、自然语言处理等领域取得重大突破, 卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)的成功应用^[5], 进一步推动了人工智能在各行各业的实际应用^[6-8]。近年来, 基于自注意力机制的 Transformer 模型和强化学习方法成为研究热点, 使得人工智能系统在自适应、跨模态以及实时决策方面表现出更高的灵活性与效率^[9]。这些模型的不断演进和工业应用的不断拓展, 已引发工业生产领域从传统自动化向智能制造的深刻变革, 为优化平板玻璃生产过程提供了全新的思路和方法^[10-11]。

对于传统平板玻璃行业, 在生产、检测、物流等环节均面临着诸多挑战, 如生产效率低下、产品质量不稳定、能源消耗大、物流成本高等^[12-15]。随着人工智能技术的飞速发展, 其在各行业的应用不断深入, 为平板玻璃行业带来了新的变革机遇。人工智能

技术能够实现料方与性能的提前预测、生产过程的智能化控制、精准的质量检测以及高效的物流管理, 从而有效提升平板玻璃行业的生产效率、产品质量和市场竞争能力, 降低生产成本和能源消耗, 推动行业的可持续发展。因此, 如何利用人工智能技术在平板玻璃生产中实现全面、实时的数据采集与智能决策, 成为当前工业界和学术界的重要研究方向^[16-18]。深入研究人工智能技术在平板玻璃领域中的应用, 对于推动平板玻璃行业的技术创新和转型升级, 提高行业的整体发展水平具有重要的现实意义。同时, 也有助于为相关企业提供决策依据, 促进各项人工智能技术在平板玻璃行业的广泛应用和深度融合^[19-20]。

基于此, 本文阐述了人工智能的发展历程、涉及的主要模型和算法及其在工业化中的应用, 并重点综述了不同方法和模型在平板玻璃的组分设计、性能预测、生产过程控制、缺陷的检测与识别等环节中的应用情况, 探讨各方法在不同场景下的适用性、优势及局限性, 揭示人工智能技术在推动平板玻璃行业智能化发展过程中的实际效果和面临的挑战, 试图建立覆盖“理论创新—技术验证—产业落地”的全生命周期评价体系, 为后续人工智能在跨

收稿日期: 2025-05-20。 修订日期: 2025-06-01。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52272029)。

第一作者: 许世清(1985—), 男, 博士研究生, 讲师。

Received date: 2025-05-20. Revised date: 2025-06-01.

First author: XU Shiqing (1985—), male, Doctoral candidate, Lecturer.

E-mail: ysuqsq@ysu.edu.cn.

学科、跨场景、跨人才、跨工程等方面的新范式提供指引,同时也为人工智能在平板玻璃智能制造中的应用前景与挑战方面进行前瞻性的展望。

1 平板玻璃行业概述

1.1 平板玻璃行业发展现状

平板玻璃作为建筑、汽车、电子等众多行业的重要基础材料,在全球范围内拥有庞大的市场。近年来,随着全球经济的发展以及各应用领域对平板玻璃需求的持续增长,全球平板玻璃市场规模不断扩大。相关数据显示,2023 年全球平板玻璃市场规模约 8436 亿元,预计到 2030 年,市场规模将达 10572 亿元,未来几年复合年均增长率(CAGR)为 2.0%。中国作为全球最大的平板玻璃生产和消费国,2023 年中国的平板玻璃市场规模达 3035.16 亿元,在全球市场中占据举足轻重的地位^[21]。预计在未来,随着国内经济的稳定发展、城镇化建设的推进以及一些新型产业的迅速崛起和升级,中国平板玻璃市场规模有望进一步扩大。

近年来,平板玻璃行业在高性能玻璃的研发和应用方面取得了显著进展。例如,低辐射玻璃(Low-E 玻璃)^[22-23]、智能玻璃(如调光玻璃和自清洁玻璃)^[24-25]、TFT-LCD 基板玻璃^[26]、柔性玻璃^[27]等新型功能性玻璃逐渐被应用于建筑、汽车和超薄电子领域,满足了市场对高性能、节能产品的需求。同时,随着环保政策的日益严格,平板玻璃行业也在努力加速向绿色环保化方向转型。企业采用余热回收、脱硫脱硝等技术降低废气排放量,并推广使用可再生资源 and 循环经济模式,来减少对资源的消耗。

1.2 平板玻璃行业面临的挑战

尽管平板玻璃行业取得了一定的发展,但也面临着诸多挑战。

首先是中低端产品同质化严重导致产能过剩。全球范围内平板玻璃行业的中低端玻璃产品产能过剩问题日益突出,而高端玻璃产品却依赖进口,形成“低端拥挤、高端短缺”的格局。在我国,虽然近年来通过供给侧结构性改革淘汰了一部分落后产能,但产能过剩的压力依然存在^[28]。

其次,技术创新不足也是平板玻璃行业面临的一大挑战。当前,平板玻璃行业在技术创新和产业升级方面仍面临一些技术瓶颈。例如,在高效节能玻璃、超薄柔性电子玻璃等新型特种玻璃的研发和生产方面,还需要进一步突破技术难关。部分企业产品同质化严重,缺乏核心竞争力,难以满足市场

对高品质、高性能产品的需求^[29-30]。

第三,随着全球环保意识的提高和环保法规的日益严格,平板玻璃行业面临着越来越大的环保压力。平板玻璃生产过程中需要消耗大量的能源,同时会产生大量的废气、废水和废渣,会对环境造成较大的污染。企业需要加大环保投入,提高资源利用效率,减少污染物排放,以符合环保要求^[31]。

第四,国际市场上平板玻璃行业的竞争日益激烈。一些发达国家的平板玻璃企业拥有强大的技术、信息、管理和品牌优势,在新型玻璃技术、市场占据领先地位。这对我国平板玻璃企业实施“走出去”的战略构成了一定的挑战。我国平板玻璃企业在国际市场上主要以价格竞争为主,产品附加值较低,难以与国际知名品牌竞争^[32]。

2 人工智能在平板玻璃领域的研究进展

2.1 人工智能在国内外的发展现状

人工智能,是一门融合了诸多学科知识的交叉学科,旨在通过计算机模拟人类的思维和行为,使机器具备理解、学习、推理、决策等智能能力。其核心在于机器学习算法,通过对大量数据进行学习和分析,让机器能够自动改进性能并完成任务^[33-40]。

近年来,随着深度学习技术的突破,人工智能迎来了爆发式增长。深度学习通过构建多层神经网络,能够自动从大量数据中学习复杂的特征表示,在图像识别^[41-43]、语音识别^[44-46]、自然语言处理^[47-50]等领域取得了显著的成果,如 AlphaGo、ChatGPT、DeepSeek 等语言模型,能够与人类进行自然流畅的对话,为智能交互带来了新的变革。

然而将国内外发展现状进行对比,发现依然存在一些差异,主要体现在:1) 基础研究深度与广度。国外在人工智能基础研究方面起步早,投入大,研究深入且系统。如美国的高校和科研机构在机器学习、深度学习等理论研究上处于领先地位,发表了大量高质量的学术论文,为人工智能的发展提供了坚实的理论基础。国内的人工智能基础研究也在不断发展,但在前沿理论创新和原始创新能力上相对较弱,部分基础研究仍依赖于对国外理论和方法的改进与优化。2) 跨学科研究融合。国外更注重跨学科研究的深度合作,将人工智能与物理学、生物学、数学、神经科学等多学科进行深度融合,以模拟人类智能的本质和拓展人工智能的应用边界。国内的跨学科研究也在积极推进,但学科之间的壁垒相对较高,融合的深度和广度有待进一步加强。3) 研究

机构合作模式。国外的研究机构之间以及研究机构与企业之间的合作较为紧密,形成了良好的产学研合作生态。国内的合作也在不断加强,但校企合作大多停留在联合署名发表成果的阶段,实际知识转移效率较低,科学研究与产业应用存在一定程度的脱节。

目前,我国在人工智能领域的整体发展水平处于世界前列,已成为全球重要的研发和应用大国之一。在论文发表数量、专利申请数量等方面居世界首位,在一些关键技术领域取得了重要突破,如语音识别、图像识别、自然语言处理等,并在人工智能应用场景和产业规模上具有一定的优势。然而,我国在基础研究、核心技术和高端芯片等方面与美国等发达国家相比还存在一定的差距,尚未完全实现自主可控。

2.2 人工智能的主要模型与算法

从大的分类来讲,人工智能可以分为传统人工智能和机器学习。

传统人工智能(Traditional AI)是一种基于明确规则和逻辑的编程方法,通过设定一系列条件和指令来指导计算机处理特定任务^[51–53]。传统人工智能主要包括符号主义^[54–55]、行为主义^[56]和统计学习^[57]。

机器学习(ML)是人工智能的核心领域之一,它致力于让计算机通过数据学习模式和规律,从而实现了对未知数据的预测和决策。机器学习主要分为浅层学习和深度学习。

浅层学习即传统机器学习,主要分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习。监督学习是

用有标记的数据进行训练,模型学习输入数据与标记之间的映射关系,以预测新数据的标记,常见算法包括决策树、逻辑回归、随机森林、支持向量机等;无监督学习是模型在没有标签的数据上进行学习,目的是发现数据中的结构或模式。常见的算法包括K-均值、层次聚类、主成分分析、自编码器等;半监督学习结合了少量带标签数据和大量未带标签数据进行学习。这种方法在标签数据有限的情况下特别有用,通过利用未带标签数据中的结构信息来提高模型性能。常见的算法包括协同训练、图基方法等;强化学习是一种机器学习方法,智能体通过与环境交互,根据环境反馈的奖励信号来学习最优行为策略。常见的算法包括动态规划、蒙特卡洛方法、Q学习、策略梯度方法等^[58–59]。

深度学习(DL)是机器学习的一个分支领域,它通过构建具有多个层次的神经网络模型,自动从大量数据中学习到的复杂的特征表示。最具代表性的方法是卷积神经网络。CNN是专门为处理图像数据而设计的深度学习模型,它通过卷积层、池化层和全连接层等结构,能够自动提取图像的局部特征和全局特征,从而实现图像的分类、目标检测、语义分割等任务。在图像分类任务中,可以学习到图像中不同物体的特征,准确判断图像所属的类别^[60–62]。

人工智能按照不同的方法和应用场景有很多种不同的分类,这里就不一一列举,部分主流的人工智能算法和模型,以及其各自的主要分类归属归纳如图1所示。

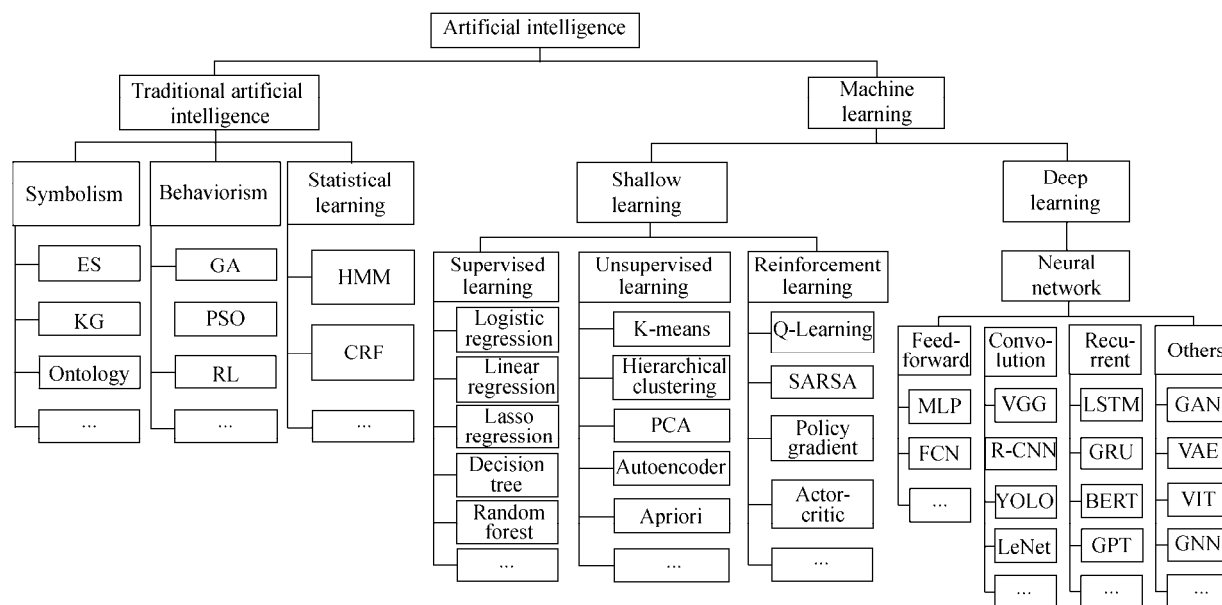


图1 人工智能模型和方法的主体分类^[51–59]

Fig. 1 Subject classification of artificial intelligence models and methods^[51–59]

2.3 人工智能在工业领域的应用

第四次工业革命的全球进程已进入战略突破期, 人工智能作为这次革命的核心, 其相关的技术变革正重构产业发展的新范式。其颠覆性不仅体现在技术参数的跃升, 更在于构建了“数据互联-算法互通-应用互促”三位一体的创新生态: 通过深度神经网络突破传统机器学习的数据边界, 采用人工智能大模型之间算法的优势互助突破了各领域环节的技术壁垒, 依托工业物联网实现了生产要素的智能互联, 借助数字孪生技术完成了物理世界与虚拟空间的映射交互, 在全球经济和社会中掀起了一场革命浪潮, 正在推动制造业和社会经济结构发生深层次的重塑^[63-65]。

人工智能的研究与应用正加速向工业化发展, 其核心驱动力体现在工业制造领域的技术革新与应用场景的落地。一方面, 通过构建混合智能架构^[66]调和人类认知与人工智能自动化之间的“双重黑箱”矛盾, 结合深度学习技术^[67]在质量检测、故障诊断等环节精准赋能, 显著地提升了制造流程的智能化水平^[68-69]; 另一方面, 大规模基础模型^[70]凭借多模态数据的处理能力, 为智能工厂的柔性生产、产品高质量稳定提升、预测性维护等方面提供了多方面的提升与创新。在行业的具体实践中, 以玻璃制造业为典型代表, 机器学习不仅驱动了材料设计的创新突破^[71], 还通过实时监控输入数据质量^[72]和数字化改造传统生产线^[73], 成为行业转型的关键技术核心。与此同时, 人工智能的商业价值重构变得引人注目: 对于新的创业领域, 借助大数据与人工智能算法可以重塑决策模式^[74], 技术的发展则向“符号逻辑+神经网络”的混合模式^[66]迭代, 试图破解现有模型可解释性不足的瓶颈。从跨行业视角看, 人工智能在医疗诊断、金融服务等场景的渗透^[70]展现了其不同领域的普适性和优越性, 但麦肯锡报告^[75]也提出了数据孤岛、伦理争议等可能存在的共性问题。这一矛盾进一步凸显了底层技术研究的重要性——无论是深度学习框架的优化^[68]、基础模型的适应性改进^[73], 还是监督学习与无监督学习的协同策略^[71], 均需与行业的实际需求深度耦合, 与实际生产线的真实数据深度契合, 方能实现从理论研究到产业化的闭环突破。

2.4 人工智能在平板玻璃制造业中的应用

2.4.1 组分设计与性能预测方面 近年来, 人工智能技术(尤其是机器学习)在玻璃的科学与技术领域的应用取得了显著进展, 为新材料的设计与发现提供了有力支持。在玻璃组分设计与性能预测方面,

机器学习算法通过挖掘大量实验数据中的内在规律, 建立了精确的预测模型。图 2 展示了机器学习在成分设计和性能预测方面的主要流程和不同性能预测方面的结果。其中图 2a 显示了机器学习在玻璃设计中的典型应用。首先, 生成一些数据(通过实验、模拟或从现有数据库中挖掘)以构建属性数据库, 然后使用机器学习来推断数据集中的一些模式, 并建立预测模型^[11]。

在玻璃的组分设计方面, 通过结合神经网络与遗传算法, 研究人员成功设计出具有特定光学性能的新型玻璃材料^[76]、通过随机森林模型设计出了轻质低膨胀幕墙玻璃的组分^[77]。此外, 利用多任务深度神经网络(如 GlassNet 模型), 可以同时预测玻璃的多种性质, 显著提高了预测效率与准确性^[78]。这些研究不仅缩短了玻璃新材料的研发周期, 同时还降低了研发的成本。例如, 在解决超厚玻璃幕墙对轻质、低膨胀玻璃材料的需求方面, 浙江大学韩高荣团队从 SciGlass 数据库提取数据, 采用随机森林算法构建包含 56 种氧化物的玻璃组分与性能预测模型, 通过沙普利加法解释(SHAP)等方法研究模型的可解释性, 实现了在高维组分空间对玻璃线膨胀系数、密度及弹性模量的准确预测。利用该模型在 Si-Al-B-Ca-Mg-Na 六元氧化物组分空间中对约 118 万个玻璃配方进行快速预测, 筛选出 4 组硼硅酸盐玻璃样品并进行测试, 结果表明样品性能与模型预测相符, 且优于相关规范要求, 验证了模型的准确性和实用性, 为设计开发轻质低膨胀幕墙玻璃组分提供了新的思路。

在玻璃性能预测方面, 机器学习同样展现出强大的潜力。通过收集包含玻璃组分与关键物理性质的数据集, 并利用随机森林、分类、卷积神经网络与回归树等算法, 不但可以实现对玻璃基板性质的精确预测^[79], 还能够扩展到包括玻璃转变温度、硬度、热膨胀系数、弹性模量、光学功能、玻璃固化安全性等在内的多种性质^[80-87]。图 2b 显示的是退火温度 and 不同氧化物对玻璃硬度关系的平均绝对 SHAP 值的小提琴图, 用这种形式展示了不同氧化物对硬度的确切贡献。颜色条对应于输入特征的值, 其中蓝色表示低特征值, 粉色表示高特征值。x 轴显示了与硬度值关联的每个氧化物的 SHAP 值^[81]。图 2c~图 2f 展示的是不同的三元玻璃体系下, 采用不同的模型所预测的关于玻璃的硬度、玻璃化转变温度、弹性和密度的关系^[80,88,90]。这些预测的结果均与真实实验结果数据进行了对比验证, 获得了很好的一致性。

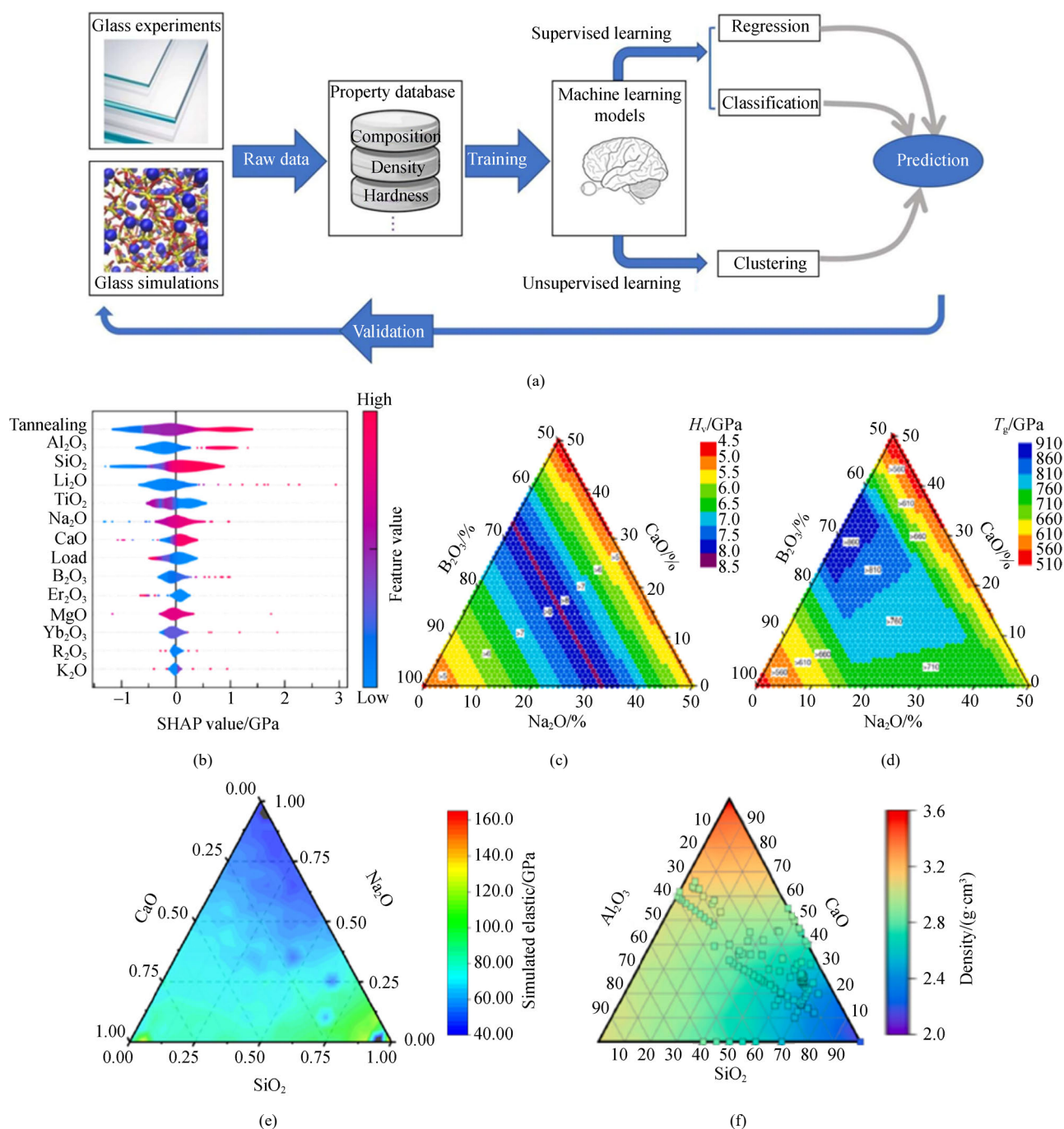


图2 机器学习在玻璃配方及性能方面预测的流程及部分性能预测结果: (a) 机器学习在玻璃组分设计中的典型应用示例^[11]; (b) 采用 SHAP 模型对各氧化物硬度依赖性的预测^[81]; (c–f) 机器学习模型下对不同玻璃体系各性能的预测结果^[80,88,90]

Fig. 2 Process and partial performance prediction results of machine learning in glass formula and performance prediction: (a) Typical application examples of machine learning in glass design^[11]; (b) Prediction of hardness dependence of various oxides using SHAP model^[81]; (c–f) Prediction results of various properties of different glass systems under machine learning models^[80, 88, 90]

特别是对于复杂的多组分玻璃系统, 人工智能中的机器学习模型展现出良好的泛化能力, 能够预测未被包含在训练集当中的新玻璃成分的性质^[82]。例如, 东华大学丁林峰团队运用随机森林、分类与回归树和 K 最近邻域法三种机器学习算法, 基于中小型数据集对无碱铝硅酸盐玻璃基板的密度、杨氏

模量、热膨胀系数、应变温度和软化温度五个关键物理性能进行预测, 成功实现了 0.9879 的高决定系数, 并对 50 个实验数据进行准确泛化预测, 最终通过 SHAP 值分析各氧化物对玻璃性能的贡献, 为高性能玻璃基板的组分设计提供了高效的新方法^[79]。除了组分设计与性质预测, 机器学习还在玻璃微结构

表征、裂纹检测等方面发挥了重要作用。例如,通过无监督学习方法,研究人员揭示了玻璃转变的结构机制,为理解玻璃材料的微观行为提供了新的视角^[84]。此外,机器学习还被用于优化玻璃材料的加工和测试条件,从而进一步提高性能预测的准确性^[81]。

然而,机器学习在玻璃科学中的应用也面临一些挑战。首先,高质量的数据集是训练准确模型的基础,但目前玻璃科学领域的数据相对稀缺,且存在数据稀疏性问题^[11,80,83],虽然在机器学习有一些适用于中小型数据集的算法,但对于整体玻璃配方和性能而言,在不同领域和环境下的多样化适应性方面依然存在着一定的局限性。其次,模型的解释性不足也是当前机器学习应用中的一个难题。为了提高模型的可解释性,研究人员采用了 SHAP 值分析等方法,揭示了不同输入特征对预测结果的重要性,在后续的研究中,可以进一步考虑优先采用线性回归、决策树等自带解释性的传统模型,或使用广义可加模型(GAMs)平衡非线性与可解释性。对于复杂模型,可通过注意力机制可视化、构建原型网络(如 ProtoPNet)或神经符号混合系统,将黑箱预测转化为可理解的规则。在深度学习领域,可设计带有显式解释模块的架构,例如在卷积网络中嵌入可解释的原型层等方法^[78,83,88]。

未来,随着玻璃科学领域数据的不断积累和机器学习算法的不断优化,机器学习在玻璃材料研发中的应用前景将更加广阔。跨学科合作与数据驱动设计将成为推动玻璃科学与技术发展的关键力量。通过结合玻璃基因工程、物理先验知识、高通量模拟与机器学习技术,人工智能将加速新材料的设计与优化,为玻璃材料科学的发展注入新的活力^[11,89-92]。

综上所述,机器学习在玻璃组分设计和性能预测领域的应用已经取得了显著成果,但仍需解决数据稀缺性、模型解释性不足等问题。未来,随着技术的不断进步和跨学科的深入合作,机器学习将在玻璃材料研发中发挥更加重要的作用,推动玻璃行业的持续发展。

2.4.2 生产过程控制方面 在平板玻璃生产流程中,由于人工智能的不断进化与提升,已经能够在原料处理、熔制、成形、退火、缺陷检测、切割与分选等核心环节发挥重要的作用,各阶段的技术优化与创新显著提升了生产效率和产品质量^[93]。

原料处理以及配比优化是平板玻璃生产流程的起点,通过人工智能与原料处理过程相结合,可实现智能配比优化,通过机器学习分析历史数据动态

调整原料比例,提升玻璃原料混合的均匀性;而实时监测原料杂质能够有效减少气泡、结石等缺陷。有实际研究表明,通过数据采集和遗传算法对原料配比进行动态优化,结合无线射频识别(RFID)技术实时追踪原料批次信息,能够确保混合料成分的稳定性和均质性,为后续熔制工艺奠定基础^[94]。关于原料方面的进一步深入发展,可以考虑将前面关于配方和性能方面预测的机器学习模型与实际的原料系统相关联,建立起一套具备科学性、适用性和实时性的人工智能系统,为平板玻璃的原料系统带来更加智能和协同的处理方案。

平板玻璃的熔制阶段是整个生产全流程当中的核心能耗环节,同时也是决定玻璃产品质量和稳定性的关键阶段,其智能化控制涉及多目标优化与不确定性因素的模糊控制管理。基于分层架构的模糊建模与遗传算法(GA)被应用于熔炉操作优化当中,实现了玻璃质量、热效率和炉体寿命的最大化,同时还降低了污染物的排放量,节约了能源成本,解决了工业中传感器缺失、长时延、多目标冲突等问题,为玻璃制造等复杂工业过程的智能优化提供了可扩展的框架^[95]。一种基于计算机视觉的多尺度特征融合边缘检测模型(CHED)被用于浮法玻璃熔窑液位的检测与控制当中,显著提高了液位检测的精度和控制水平^[96]。此外,Cravero 等^[97]针对玻璃熔炉空气分级气体再循环策略,运用不确定性量化和数值优化方法,结合计算流体力学(CFD)模拟与多目标遗传算法,确定最佳的火焰空间气流的操作条件,为燃烧系统的设计与运行管理提供了指导。张岚清等^[98]采用动态递归神经网络(DRNN)的方法,通过对重油流量和油压的解耦控制,进一步提升了温控系统的实时性与稳定性。而针对熔窑温度控制这一关键问题,模糊神经网络(FNN)与遗传算法被集成用于在线辨识参数和优化控制策略,有效克服了系统的大惯性、大滞后和非线性时变等复杂特性^[99-102];此外,基于神经网络预测的窑压前馈通过比例-微分-积分(PID)调节反馈复合控制方案,显著缩短了窑压调节时间并有效抑制了由于传统 PID 调节控制不足而带来的扰动影响^[103]。熔制阶段是平板玻璃生产过程中的第一大热工环节,也是决定玻璃内在质量最为关键的环节,虽然目前已有部分机器学习的算法被应用于熔制阶段中的某些关键环节,但熔化过程涉及的工艺参数和变量很多(如火焰空间、鼓泡、辅助电极、卡脖水包、搅拌器、稀释风等参数),并且相互之间均有关联和影响,因此想要在熔化阶

段真正实现人工智能, 还需要综合将各个环节对玻璃液的作用和影响进行深入的剖析, 在积累足够的实际生产线反馈数据和理论研究的相互印证的条件下, 选择合适的人工智能模型加以训练和完善, 才能够真正意义上达到“智”和“能”的功效。

玻璃成形厚度是平板玻璃品质的核心指标, 直接影响机械强度、光学均匀性及加工适应性。储王涛^[104]利用玻璃基板加工过程数据, 数据预处理、特征选择、多重共线性研究, 构建了岭回归、支持向量回归、XGBoost 回归和 LightGBM 回归等单一预测模型来对玻璃基板的厚度进行预测, 并采用贝叶斯优化等算法进行超参数寻优, 对均权融合、基于误差平方和最小化的加权融合和基于 Stacking 集成学习模型 3 种融合算法进行了对比研究。结果表明, 基于 Stacking 集成学习模型表现出了更佳的预测稳定性、模型泛化性和预测精度, 在玻璃基板加工过程数据测试集的厚度预测中获得的平均绝对误差为 0.0068 mm, 初步实现了玻璃基板厚度这一关键质量指标的预测和溯源等功能。然而, 平板玻璃的成形过程涉及的关键指标除了厚度以外还有厚薄差、波纹度、渗锡量等, 而对应的影响因素既包括玻璃液流经唇砖-湿背砖-八字砖等部位的流淌和铺展过程, 也包括拉边机的相互作用, 以及锡槽空间保护气体的分区分配问题等, 而这些因素的交叉影响共同决定着玻璃成形的综合效果。但遗憾的是, 目前针对这些方面的工作, 只有个别高校和研究院所在做一些工程仿真方面的研究与验证, 能够将各个环节连接在一起进行综合考量和精准调控的却寥寥无几; 在企业, 当前已经能够做到对不同厚度玻璃产品进行切换时, 中控操作的一键改板, 不过基本都是按照大量的经验和实际操作积累形成的一套参数, 尚未产生能够直接匹配企业生产线的成形方面的人工智能大模型。因此, 在该研究领域也体现出了更多的机会和可能, 如果能够将人工智能对实际生产线不同工序参数进行采集和统计, 并通过合适的算法进行预测, 再结合工程仿真对成形过程的趋势性分析与调控方案, 将会带来更加实用的效果。

退火阶段是消除玻璃内部热应力的关键工序, 其决定了玻璃平整度、机械强度和耐候性, 直接影响玻璃的抗自爆能力及切割加工合格率。通过精准控制冷却工艺, 能够避免温度骤变导致的应力残留, 或由于温度不合理所带来的玻璃性能上和深加工方面合格率的降低。王化建^[105]针对传统 PID 控制在玻

璃退火炉温度控制中存在的响应慢、超调大、控制稳定性差等问题, 设计了一种基于模糊神经网络的温度控制器和神经网络预测器, 实现了对退火炉温度的未来输出预测和提前精确调控, 在此基础上构建了退火炉监控系统, 提高了系统的自动化水平和控制性能, 对提高玻璃制品的成品率和生产效率具有重要意义。在退火窑温度监测方面, 朱锦杰等^[107]将反向传播(BP)神经网络用于实时预测玻璃带温度分布, 解决了传统热电偶测温的滞后问题, 其收敛速度与精度均优于传统方法。Stefano^[106]采用机器学习方法(支持向量机等技术), 通过构建回归模型预测玻璃板永久应力, 结合退火窑的参数调整优化退火工艺, 有效降低了平板玻璃内部应力缺陷的风险。对于常规玻璃而言, 通过调节退火窑上、下风管的风量基本可以满足常规的退火需求, 因此相应的机器学习方法能够较好地匹配工艺条件, 但对于超薄、超厚以及在线镀膜特种玻璃而言, 复杂性就会明显增加。超薄玻璃在退火窑内为了防止散热较快, 通常会在各区段加入不同密集程度的电加热进行温度的补偿, 而对于超厚玻璃, 边部的原板边较薄, 同样需要额外的电加热进行热量的补偿和平衡, 而镀膜玻璃由于膜层对辐射的强反射会导致板上和板下的温差较大, 针对这类型问题则需要结合实际玻璃带在不同区间内的温度分布、冷端在线应力检测情况、玻璃板的厚薄差情况以及玻璃内在质量均匀性情况等综合进行分析和判断, 涉及的影响因素和参数较为复杂, 因此需要综合各种人工智能方法在各自领域的优势, 才有望为玻璃的精密退火过程带来普适性较强的智能优化调控系统。

缺陷检测是在玻璃生产过程中不可或缺的一个关键环节, 一般位于出退火窑后冷端切裁区域。通过对玻璃板面实时的监控与识别, 能够及时检测一些缺陷问题并将其反馈到切裁优化端和中控端, 工程师可以通过缺陷的种类和分布规律来推断产生缺陷的原因和实时相应的应对方案。在人工智能的加持下, 缺陷检测环节可以通过图像处理与机器学习实现高精度质量管控。一种基于自动光学检查(AOI)系统的图像预处理(去噪、增强)、特征提取(灰度共生矩阵)及分类识别(支持向量机)技术被应用于平板玻璃的缺陷检测当中, 实现了对线状划痕、点状划痕等五类缺陷的快速检测, 准确率超过 95%^[108]。一种基于深度神经网络学习的图像处理与识别方法被用于浮法玻璃端面条纹图像与生产工艺过程之间的相关性的自动诊断领域, 在 U-Net 模型基础上使用

带孔卷积替换收缩路径中的传统卷积, 以扩大感受野; 在网络结构中增加批归一化(BN)层, 防止网络训练时出现梯度消失现象; 在每个卷积层后增加 dropout 层, 可以有效防止过拟合现象。通过这种改进的 U-Net 模型实现了对玻璃条纹图像的液流分层识别。在对条纹花样的检测与识别方面, 在 Faster R-CNN 的网络模型基础上增加了拉普拉斯卷积层来增强图像缺陷特征, 修改了锚框大小来提高训练速度, 加入了数据增强来提升泛化能力, 使用了改进的 VGG-16 模型作为特征提取层, 并结合了迁移学习方法, 这样形成的改进的 Faster R-CNN 的网络模型综合实现了目标。两种方法针对条纹图像不同类型条件的识别准确率均达 94%。基于此设计完成了一套浮法玻璃工艺诊断系统, 对浮法玻璃生产工艺的优化调整具有重要指导意义^[109]。同时, 通过分析生产数据与缺陷类型的关联性, 机器学习模型可提前预测熔炉玻璃质量异常, 为工艺参数动态调整提供依据^[94]。

优化切裁是指经过前面的缺陷检测之后, 通过缺陷的分布状态和等级, 经过提前给定的优化算法将缺陷区域单独切裁落板或通过横刀和纵刀的优化, 将不同缺陷等级的玻璃进行优化切裁, 再分别运送到不同的支线, 通过机械手按照不同的玻璃产品等级进行堆垛和分装。切割、分选与堆垛环节的智能化升级体现在数据驱动下的优化决策。遗传算法被用于玻璃原片的排样优化, 结合实时生产数据动态调整切割方案, 减少边角料损耗并提升加工效率^[110]。最小二乘支持向量机算法被用于浮法玻璃生产线冷端玻璃板位的高精度跟踪, 进一步提高了玻璃板在冷端板位跟踪中的准确性和实时性, 为浮法玻璃生产线的智能化控制提供了有力支持^[111]。一种结合深度学习与机理模型的方法被用于预测玻璃基板铲起过程中的作用力, 通过多尺度卷积核、注意力机制和长短时记忆网络的深度学习模型, 准确预测了玻璃基板铲起过程中的水平与竖直方向作用力, 提高了在机器人接触性操作任务中的可靠性^[112]。此外, 基于云计算的窑炉智能监测系统通过能耗分析与剩余寿命预测, 能够为生产计划的提前规划与产线设备的安全维护提供决策性的支持^[113]。

全流程数据质量与系统可靠性是智能化落地的关键保障。Röger 等^[114]的研究提出了一种基于传感器数据的多维度质量评估框架(统计、距离、聚类及分类方法), 实时监测 AI 模型输入数据的完整性、一致性与准确性, 确保了熔炉控制、缺陷检测等环节中决策内容的可靠性。

通过以上总结内容可以发现, 平板玻璃生产的智能化转型以数据为核心驱动, 通过机器学习、模糊逻辑、遗传算法及神经网络等技术, 从理论上讲基本能够实现从原料到成品全流程闭环优化, 但平板玻璃的生产过程各个热工环节之间具有明显的相互影响和关联关系, 因此在生产环节的模型开发方面还需要进一步深入和完善, 使其既能够独立解决特定问题(如熔炉温控、缺陷分类), 又能够通过数据共享与模型联动形成协同效应(如熔炉参数优化间接提升切割效率), 最终才可推动玻璃制造向高效、低碳、高精度方向持续演进^[93,113,115]。

2.4.3 产品缺陷的识别诊断方面 缺陷是在平板玻璃生产和加工过程中不可避免的问题, 对缺陷的识别与诊断, 不仅是质量控制的关键屏障, 更是企业降本增效、实现可持续发展和差异化竞争的核心技术支撑。随着深度学习与工业物联网的融合, 其重要性在未来将进一步凸显。近年来, 深度学习技术已成为工业玻璃缺陷识别与诊断领域的重要推动力, 其通过模型架构创新、多模态数据融合及计算效率优化, 显著提升了识别精度与实用性, 关于深度学习的缺陷识别与诊断方面的主流研究及应用如图 3 所示。

研究显示, 基于 CNN 的目标检测与分割模型(如 YOLO 系列、SSD、U-P-Net 等)因其高效性和可扩展性被广泛采用, 并在实际工业场景中展现出强大的适应性。例如, 采用 YOLOv7 模型通过引入卷积注意力模块(CBAM)和预检测头, 有效解决了玻璃边缘细小划痕的漏检问题, 平均精度提升 6.15%^[116]; 类似地, 应用改进的 YOLOv3 模型, 结合通道注意力机制(SENNet)和多尺度特征图, 在智能手机盖板缺陷识别中实现了精度与速度的双重优化^[117]。此外, SSD 算法结合 ResNet 残差模块和特征金字塔网络(FPN), 使液晶玻璃基板的小目标缺陷识别精度提升 15.7%^[118]。这些改进不仅体现了模型对复杂缺陷特征的捕捉能力, 也反映了工业场景中对实时性与精度的平衡需求。

在应对数据稀缺性和环境复杂性方面, 研究者们提出了多样化的技术创新。例如针对样本不足的挑战性问题, 生成对抗网络(GAN)被用于合成高质量缺陷图像^[119], 多尺度特征融合和锚框聚类技术^[120]则增强了小目标检测的鲁棒性。注意力机制(如 CBAM、EMA)的引入进一步优化了模型对细微缺陷的敏感度^[116,119,121]。同时, 传统方法与深度学习的结合也展现出潜力——例如, 灰度共生矩阵与 CNN

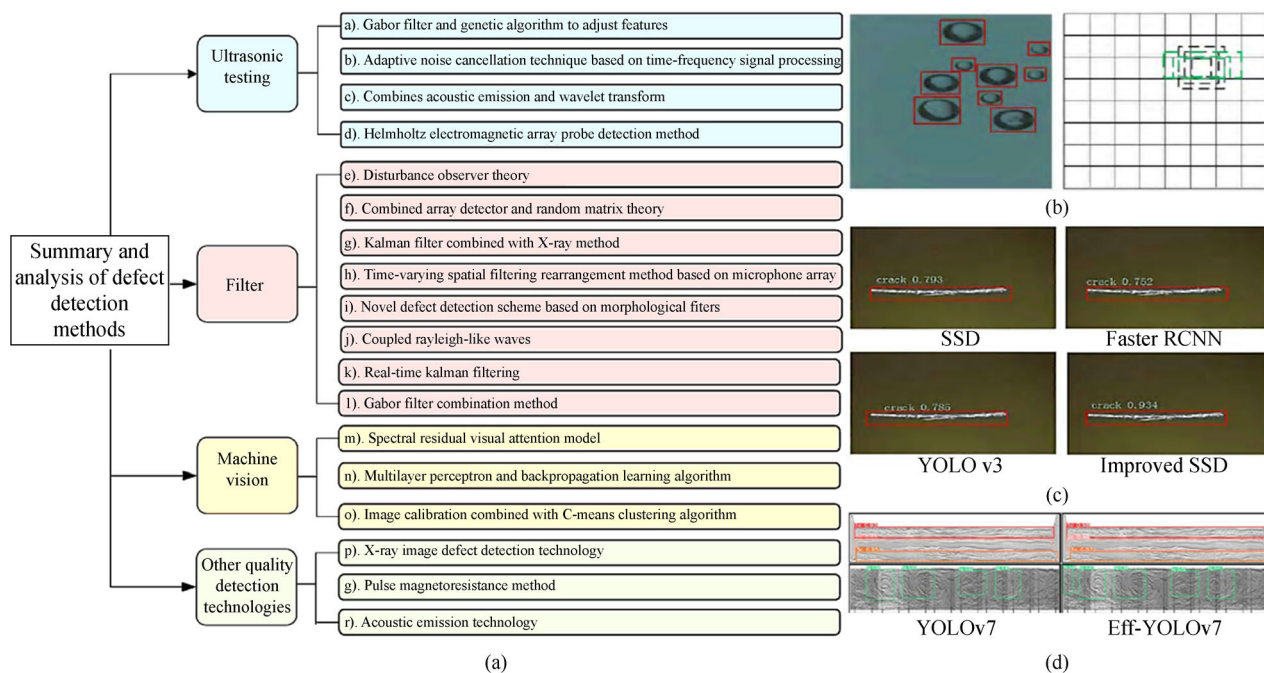


图3 缺陷识别方法的总结分类及其典型应用效果: (a) 缺陷检测与识别的主流方法^[128]; (b) 气泡缺陷的先验框与识别^[118]; (c) 针对划痕缺陷的不同机器学习方法对比^[118]; (d) 针对不同条纹类型识别的不同机器学习方法对比^[119]

Fig. 3 Summary and classification of defect recognition methods and their typical application effects: (a) The mainstream methods for defect detection and identification^[128]; (b) Prior frame and identification of bubble defects^[118]; (c) Comparison of different machine learning methods for scratch defects^[118]; (d) Comparison of different machine learning methods for recognizing different stripe types^[119]

的联合使用^[122]以及 BP 神经网络结合共轭梯度算法^[123], 均在特定缺陷分类任务中实现了超过 85% 的识别率。值得注意的是, 多尺度卷积神经网络 (MCNN) 通过高斯差分金字塔分解, 能够将验证集准确率提升至 98.4%^[124], U-P-Net 模型结合超像素分割技术则显著提升了不规则缺陷的定位精度^[125]。这些技术的核心在于通过数据增强、特征优化和模型轻量化, 解决工业场景中的实际限制。从实际应用效果来看, 深度学习模型已逐步从实验室验证走向了工业化的部署。例如, Park 等^[126]将基于 4-DarkNet 的多通道训练策略用于智能手机盖板的缺陷检测中, 检测准确率达 98.17%, 分布式处理系统^[127]和嵌入式传感器设备^[128]的应用, 则满足浮法玻璃生产线对实时性与稳定性的严苛要求。李鲲^[129]设计的“高内聚、低耦合”检测系统整合了线阵与面阵相机, 实现了多路数据采集与实时监测界面, 进一步验证了技术落地的可行性。赵凤芝^[130]提出了一种基于 YOLOv3 的玻璃本体特征条纹图像检测方法, 提高了模型分层、分类的精度和框选置信度, 实现了条纹图像的自动识别与分类, 减少了专家人工检测的工作量, 用人工智能的手段提高了检测效率、准确率。然而, 尽管人工智能方法在图像识别和

检测方面取得了显著进展, 该领域仍面临多重挑战: 数据标注成本高昂、模型跨设备泛化能力不足^[131]、复杂网络对计算资源的高度依赖^[119,125], 以及黑箱模型导致的决策可解释性缺失^[131]。此外, 微小缺陷(如玻璃基板的锡点)的漏检问题仍需通过更精细的多尺度特征融合来优化^[118,120]。

从工业化应用的角度来看, 基于图像识别的人工智能技术发展将围绕三大方向展开: 一是轻量化模型设计(如 Eff-YOLOv7)与边缘计算设备的结合, 以降低硬件资源需求; 二是 3D 视觉技术与多模态数据(如热成像、光谱信息)的融合, 以增强缺陷的空间表征能力; 三是对半监督学习与自监督学习的探索, 减少对标注数据的依赖^[119,122]。同时, 提升模型可解释性将成为工业质检场景中不可或缺的一环^[131]。总体而言, 深度学习在玻璃缺陷检测中的应用已从单一算法优化转向系统性解决方案的构建, 未来需进一步整合技术创新与工程实践, 推动该技术向更高精度、更强鲁棒性和更低成本的方向发展。

2.5 平板玻璃原片的运输、仓储与调度方面

2.5.1 原片的智能仓储管理

在平板玻璃行业, 成品原片的仓储管理是物流环节的重要组成部分。传统的仓储管理方式往往依赖人工操作和经验判

断, 容易出现库存积压、缺货、仓储空间利用率低等问题。随着人工智能技术的发展, 智能仓储管理系统逐渐被应用于平板玻璃企业, 有效提升了仓储管理的效率和准确性。

施文章^[132]将多 Agent 系统创新性地应用于玻璃加工工业的原片仓储调度中, 通过模拟仓库、穿梭车、加工设备等为相应 Agent, 并借助合同网协商机制进行通信, 有效提升了调度效率与灵活性, 实现了动态优化。同时, 刘万忠等^[133]针对大型平板玻璃生产线的特点, 通过对仓库规划、货架改造及吊装装置的创新, 结合信息化手段, 不仅使存储容量最大化, 还显著提高了吊装、出入库效率, 为高效运营提供了有力支持。此外, 侯祖清^[134]将智能掌上电脑(PDA)及无线网络传输技术进行了有效的融入, 实现了玻璃仓储管理的自动化与信息化, 大幅提升了作业数据的实时性与准确性。

智能玻璃存储管理是一个多学科交叉的领域, 涉及信息技术、自动化、云计算等多个方面。通过借鉴其他领域的研究成果, 如智能安全存储柜管理系统、区块链技术应用等, 可以进一步提升玻璃存储管理的智能化水平。未来, 随着技术的不断进步, 智能玻璃仓储管理必将迎来更广阔的发展前景。

2.5.2 运输路径规划与智能调度 在现代制造业中, 平板玻璃的运输路径规划与智能调度是提高生产效率和降低成本的关键因素。随着智能制造和自动化技术的发展, 如何优化平板玻璃产品在运输链中的路径规划和调度, 对实现高效节能运输具有重要意义。

由于平板玻璃易碎的特性, 路径规划对于平板玻璃的运输至关重要。高效的路径规划可以最大限度地降低运输过程中的损坏风险, 并降低运输成本。智能调度系统的使用可以根据交通状况、车辆可用性和交货期限进行实时调整。例如, Zhang 等^[135]强调无人驾驶车辆系统在优化露天采矿运输路线方面的有效性, Farooq 等^[136]探讨了改进的遗传算法在纺织纺纱环境中和多自动导引车(AGV)系统中的路径优化应用。这些方法的应用为平板玻璃领域对玻璃原片的运输和调度提供了有价值的参考。此外, Hu 等^[137]提出了一种改进的蚁群算法, 用于智能工厂的路径规划。该算法尤其适用于玻璃运输, 它可以根据实时数据动态调整路线, 确保玻璃产品安全高效地交付。对于运输过程中可能存在的调度冲突、路线效率低下以及实时适应性需求等问题, Li 等^[138]提出了一种能够适应生产车间特殊情况的动态

AGV 调度模型, 以应对这些挑战。该模型可应用于玻璃行业, 以提高运输系统对意外变化的响应能力。平板玻璃的运输路径规划与智能调度是一个复杂而重要的研究领域, 该研究领域的未来在于人工智能、大数据和自动化的持续融合。随着行业的发展, 采用更复杂的算法和技术对于保持竞争力至关重要。该领域的持续研发将为更高效、更安全、更具成本效益的运输解决方案铺平道路。相信不久的未来, 随着技术的不断进步, 智能运输与调度系统将在平板玻璃行业中发挥越来越重要的作用。

3 人工智能在平板玻璃领域的展望

3.1 技术突破与创新趋势

在人工智能算法方面, 未来有望实现更高效的深度学习算法。目前的深度学习模型在训练过程中往往需要大量的数据和计算资源, 且存在训练时间长、容易过拟合等问题。未来, 研究人员可能会开发出更加轻量化、更加高效、更加智能化的深度学习算法^[139], 能够更精准地聚焦于关键数据特征, 减少计算量, 提高模型的训练效率、泛化能力和准确率。

多技术融合也是未来的重要创新趋势^[140]。人工智能将与物联网、大数据、云计算等技术深度融合, 形成更加智能化的生产体系。物联网技术将实现平板玻璃生产设备的互联互通, 实时采集设备运行状态、生产工艺参数等; 大数据技术则用于对这些海量数据的存储、管理和分析, 为人工智能模型提供丰富的数据支持; 云计算技术为人工智能模型的训练和部署提供强大的计算资源, 实现模型的快速迭代和优化^[141-143]。

3.2 对玻璃行业生产模式的影响与变革

传统的平板玻璃生产模式主要依赖人工操作和经验判断, 生产效率低、质量稳定性差。人工智能技术的全面引入, 将实现生产过程的自动化、智能化和数字化, 实现生产过程的实时监测与精准控制^[144]。这将大大提高生产效率, 降低生产成本, 减少人为因素对产品质量的影响, 提高产品质量的稳定性和一致性。

人工智能还将对平板玻璃行业的市场竞争格局产生影响。具备先进人工智能技术和应用能力的企业, 在生产效率、产品质量、创新能力、品牌效应等方面将具有明显优势, 能够更好地满足市场需求或快速适应多变的市场环境, 从而在市场竞争中占据主导地位^[145-147]。而那些未能及时应用人工智能技术的企业, 可能会面临成本上升、产品竞争力下

降等问题, 逐渐被市场淘汰。这将促使平板玻璃行业的市场集中度进一步提高, 推动行业的整合和升级^[148–149]。

3.3 人工智能的局限性与应对策略

将人工智能应用在平板玻璃领域的过程中, 数据质量是一个关键问题。玻璃生产过程涉及多个复杂环节, 数据分散在不同系统和部门, 如原材料采购、熔制、成型、退火等, 整合这些数据存在挑战。而且部分生产环节采集的数据可能不够全面、准确, 导致人工智能算法缺乏足够的有效数据进行训练。即使收集到了大量数据, 也可能存在数据不准确、不完整、不一致等问题。例如, 传感器故障可能导致采集的数据出现偏差, 人工记录的数据可能存在错误或遗漏, 从而影响人工智能模型的准确性和可靠性。为了解决这一问题, 需要制定统一的数据标准和规范, 整合来自不同环节和系统的数据, 实现数据的集中管理和共享。同时, 建立数据质量监控机制, 加强对数据采集、传输、存储和处理等环节的监控和管理。定期对传感器进行校准和维护, 确保数据采集的准确性; 采用数据分类整理和预处理技术去除数据中的噪声和异常值, 提高数据的质量; 建立数据备份和恢复机制, 保障数据的安全性和完整性^[150–153]。

工艺的复杂性和不确定性是平板玻璃生产领域中影响人工智能判断的又一个多变量因素。玻璃生产的工艺流程长且复杂, 各环节相互关联, 变量众多, 包括原材料的成分和质量、温度、压力、时间、窑炉气氛等。这些变量之间的关系复杂且非线性, 人工智能难以全面、准确地建模和预测。同时, 玻璃生产受外部环境因素(如空气湿度、温度、大气压等)影响较大。这些不可控因素可能干扰生产过程和产品质量, 增加了人工智能对生产过程控制和优化的难度。为了解决这一问题, 可以考虑引入先进的数学建模方法, 结合玻璃生产的物理、化学原理和专家经验, 采用多学科融合的方法构建更准确的生产过程模型。例如, 利用 CFD 模拟玻璃熔制过程中的流动和传热现象, 为人工智能模型提供更精确的基础, 提高其对生产过程的理解和预测能力。同时, 可以加入强化学习与自适应控制, 利用强化学习技术, 让人工智能系统在与生产环境的交互中不断学习和调整策略, 以适应工艺的复杂性和不确定性。同时, 开发自适应控制系统, 实时监测生产过程中的变化, 并自动调整生产参数来保持产品质量的稳定。

还有一个不可忽视的问题便是人工智能对专业

知识和经验的依赖性。玻璃生产领域有许多技术人员和领域专家所积累的专业知识和隐性经验, 这些知识往往难以明确表达和量化, 人工智能难以直接获取和利用这些经验进行决策和优化。虽然人工智能可以提供数据驱动的建议和预测, 但在一些复杂、关键的生产决策中, 仍需要人类专家结合自身的专业知识、经验和对市场的理解进行综合判断, 人工智能无法完全替代人类的决策能力。应对这一问题离不开人机协作与知识的融合。通过构建知识图谱, 可以将玻璃生产领域的专业知识、经验和数据整合到知识图谱中, 以便人工智能系统更好地理解 and 利用这些知识。通过知识图谱的查询和推理功能, 为生产决策提供更全面、准确的依据, 同时也可以将人类专家的经验转化为可计算的形式, 辅助人工智能进行学习和优化。在此基础上, 开发直观、易用的人机交互界面, 使人类专家能够方便地与人工智能系统进行交互, 随时查看系统的分析结果和建议, 并根据自身经验进行调整和决策。同时, 建立决策支持系统, 综合考虑人工智能的建议和人类专家的意见, 制定更合理的生产方案。

人才短缺也是人工智能在平板玻璃领域应用中面临的一大挑战。人工智能技术涉及多个学科领域, 需要既懂人工智能技术又熟悉平板玻璃行业的复合型人才。目前, 这类复合型人才相对匮乏, 制约了人工智能在平板玻璃行业的推广和应用。为了应对这一挑战, 企业应加强与高校、科研机构的合作, 建立人才培养和引进机制。高校和科研机构可以开设相关专业和课程, 培养具有跨学科知识和技能的人才。

4 总结与展望

4.1 总结

本研究全面剖析了人工智能在平板玻璃领域的应用, 涵盖生产过程优化、质量检测与缺陷识别、智能物流与供应链管理以及产品设计与创新等多个关键环节。在生产过程优化方面, 人工智能技术通过智能配料、智能控制熔炉温度及工艺参数以及成型与退火环节, 显著提升了生产效率、降低了成本并提高了产品质量。

在质量检测与缺陷识别方面, 基于计算机视觉的表面缺陷检测、内部缺陷的智能检测技术以及质量检测数据的分析与应用, 实现了对平板玻璃质量的高效、精准检测和全面管控。

智能物流与供应链管理环节, 人工智能在原料

与成品的智能仓储管理、运输路径规划与智能调度以及供应链协同与需求预测等方面发挥了重要作用,有效提升了物流效率、降低了物流成本并增强了供应链的协同性和灵活性。

人工智能技术的应用涉及多个领域和专业,平板玻璃企业应加强与上、下游企业,科研机构,高校等的合作创新,共同攻克技术难题,推动人工智能技术在平板玻璃领域的应用和发展。

4.2 展望

虽然人工智能在平板玻璃领域展现出了巨大的潜力,但目前仍存在一些技术难题和应用瓶颈。未来需要进一步加强人工智能技术在平板玻璃配方调整、性能预测、生产过程控制、缺陷检测、物流仓储等实际场景中的应用研究,解决技术落地过程中遇到的问题以及生产各个环节之间数据及调整方案的连通性问题,提高人工智能技术在完整的平板玻璃生产链中的实用性和可靠性。如基于深度学习的玻璃配方动态优化系统,结合材料基因组工程,构建玻璃成分-性能关系数据库,通过神经网络实时分析生产数据(如原料纯度、熔炉温度等),动态生成配方调整方案。例如,当检测到石英砂含铁量波动时,系统自动推荐氧化剂添加比例修正值,并将调整指令同步至配料生产线,实现原料环节智能化调节的闭环控制;再例如,融合计算机视觉与知识图谱的缺陷分析系统:系统中包括视觉模块(采用高光光谱成像检测微裂纹、气泡、结石、条纹等缺陷)、知识图谱(关联熔化、成形、退火等工序参数),通过因果推理模型定位缺陷根源(如熔化工艺问题导致玻璃液均匀性较差、成形拉边机或温度调控不匹配导致厚薄差较大、退火温度梯度异常导致应力不均等),智能诊断并生成工艺修正建议,反馈到操作端进行自动修正或人工干预,实现从传统单点检测诊断升级为全流程质量管控的智能化模式。

随着人工智能在平板玻璃领域的应用越来越广泛,制定统一的行业标准和规范同样也变得尤为重要。未来应加强相关标准的研究和制定工作,明确人工智能技术在平板玻璃生产、检测、物流等环节的应用要求和技术指标,规范行业发展,促进人工智能技术在平板玻璃行业的健康、有序发展。人工智能在平板玻璃领域将朝着技术突破与创新、应用场景拓展与深化的方向发展。技术方面,人工智能算法将更加高效,硬件技术将取得突破,多技术融合将成为趋势;应用方面,人工智能技术将拓展到新能源汽车、智能家居等新领域,并在现有领域实

现深化应用和融合发展。人工智能将会在平板玻璃领域的新应用、新方法和新技术领域绽放异彩,推动平板玻璃行业的技术创新融合与产业的变革。

(第二十七届中国科协年会学术论文)

参考文献:

- [1] 姜国睿,陈晖,王姝歆. 人工智能的发展历程与研究初探[J]. 计算机时代, 2020(9): 7-10.
JIANG Guorui, CHEN Hui, WANG Shuxin. Comput Era, 2020(9): 7-10.
- [2] RUSSELL S J, NORVIG P. Artificial intelligence: A modern approach[M]. 4th ed. Pearson, 2020.
- [3] BELLENS S, GUERRERO P, VANDEWALLE P, et al. Machine learning in industrial X-ray computed tomography—a review[J]. CIRP J Manuf Sci Technol, 2024, 51: 324-341.
- [4] BISHOP C M. Pattern Recognition and Machine Learning[M]. Cham: Springer New York, 2006.
- [5] ALMÁSI A D, WOŹNIAK S, CRISTEA V, et al. Review of advances in neural networks: Neural design technology stack[J]. Neurocomputing, 2016, 174: 31-41.
- [6] ZHANG S, YAO L N, SUN A X, et al. Deep learning based recommender system[J]. ACM Comput Surv, 2020, 52(1): 1-38.
- [7] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [8] Krizhevsky A., Sutskever I. and Geoffrey E. Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2012: 1097-1105.
- [9] Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., et al. Attention is All You Need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5998-6008.
- [10] JIAO Y, FINLEY J J, YDSTIE B E, et al. Digital transformation of glass industry: The adaptive enterprise[J]. Comput Chem Eng, 2022, 157: 107579.
- [11] LIU H, FU Z P, YANG K, et al. Machine learning for glass science and engineering: A review[J]. J Non Cryst Solids, 2021, 557: 119419.
- [12] 彭寿, 赵飞. 平板玻璃工业现状与展望[J]. 中国玻璃, 2003, (1): 3-11.
PENG Shou, ZHAO Fei. China Glass, 2003, (1): 3-11.
- [13] 钟悦之, 宋晓晖, 王彦超, 等. 中国平板玻璃行业大气污染物排放特征研究[J]. 中国环境科学, 2018, 38(12): 4451-4459.
ZHONG Yuezhi, SONG Xiaohui, WANG Yanchao, et al. China Environ Sci, 2018, 38(12): 4451-4459.
- [14] 周文彩, 周芸, 刘晓鹏, 等. 平板玻璃工业减碳技术研究的进展[J]. 建筑玻璃与工业玻璃, 2023(9): 2-11.
ZHOU Wencai, ZHOU Yun, LIU Xiaopeng, et al. Archit Glass Funct Glass, 2023(9): 2-11.
- [15] 陈文娟. 平板玻璃生产的生命周期评价研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2007.
CHEN Wenjuan. Research on Life Cycle Assessment of Flat Glass Production[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2007.
- [16] 李杰, 李响, 许元铭, 等. 工业人工智能及应用研究现状及展望[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2031-2044.
LEE Jay, LI Xiang, XU Yuanming, et al. Acta Autom Sin, 2020, 46(10): 2031-2044.

- [17] 李玉花, 林雨昕, 李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济, 2024(10): 155–173.
LI Yuhua, LIN Yuxin, LI Dandan. China Ind Econ, 2024(10): 155–173.
- [18] RAVINDER, VENUGOPAL V, BISHNOI S, et al. Artificial intelligence and machine learning in glass science and technology: 21 challenges for the 21st century[J]. Int J Appl Glass Sci, 2021, 12(3): 277–292.
- [19] 关建光. 浅述平板玻璃智能工厂的建设思路[J]. 玻璃, 2024, 51(3): 40–43.
GUAN Jianguang. Glass, 2024, 51(3): 40–43.
- [20] 元宁宁, 常敏, 刘雨翰. 基于机器视觉的玻璃缺陷检测[J]. 光学仪器, 2020, 42(1): 25–31.
QI Ningning, CHANG Min, LIU Yuhan. Opt Instrum, 2020, 42(1): 25–31.
- [21] 刘杨, 张娅妮, 张凯博. 2023 年平板玻璃行业经济运行形势分析[J]. 中国建材, 2024, 73(3): 66–68.
LIU Yang, ZHANG Yani, ZHANG Kaibo. China Build Mater, 2024, 73(3): 66–68.
- [22] 韩高荣, 王立坤, 刘涌. 新型建筑节能镀膜玻璃研究进展[J]. 中国科学: 技术科学, 2023, 53(10): 1589–1608.
HAN Gaorong, WANG Likun, LIU Yong. Sci Sin Technol, 2023, 53(10): 1589–1608.
- [23] MIZUKOSHI K, YAMAMURA T, TOMIOKA Y, et al. Optimization of lowermost layer material for low-resistivity Ag-based multilayer structure in low-emissivity glass[J]. Thin Solid Films, 2021, 739: 138996.
- [24] 齐帅, 官敏, 郑际杰, 等. 我国智能玻璃标准分析与展望[J]. 中国标准化, 2024(增刊 1): 101–105.
QI Shuai, GUAN Min, ZHENG Jijie, et al. China Stand, 2024(Suppl 1): 101–105.
- [25] CHEN S N, GUO Y M, SHEN C, et al. Photoelectric-coupled multilayer smart glass synergistically regulated with doped nanoparticles of GaAs and IST phase change layers[J]. Renew Energy, 2025, 238: 122023.
- [26] 田英良. 中国 TFT-LCD 基板玻璃产业发展概述[J]. 玻璃搪瓷与眼镜, 2022, 50(12): 31–35.
TIAN Yingliang. Glass Enamel Ophthalmic Opt, 2022, 50(12): 31–35.
- [27] 李淼, 孔令歆, 王答成, 等. 柔性显示用玻璃制造加工进展综述[J]. 玻璃, 2022, 49(5): 11–19.
LI Miao, KONG Lingxin, WANG Dacheng, et al. Glass, 2022, 49(5): 11–19.
- [28] 李萍. 产能过剩背景下平板玻璃企业的发展战略[J]. 中国建材科技, 2015, 24(5): 63–64.
LI Ping. China Build Mater Sci Technol, 2015, 24(5): 63–64.
- [29] 柳瑞莲. 绿色节能时代下节能玻璃镀膜工艺探究[J]. 轻工标准与质量, 2025(1): 134–137.
LIU Ruilian. Stand Qual Light Ind, 2025(1): 134–137.
- [30] 郭振强, 袁坚, 淮旭光, 等. 柔性玻璃制备及加工技术进展[J]. 硅酸盐通报, 2020, 39(2): 585–591.
GUO Zhenqiang, YUAN Jian, HUAI Xuguang, et al. Bull Chin Ceram Soc, 2020, 39(2): 585–591.
- [31] 张高瀚, 宋金辉, 李宗光. 我国产业政策和贸易政策协调研究: 以平板玻璃行业为例[J]. 中国物价, 2024(8): 71–75.
ZHANG Gaohan, SONG Jinhui, LI Zongguang. China Price J, 2024(8): 71–75.
- [32] 杜程, 李建峰, 李恒. “双碳”时代平板玻璃产业发展新机遇[J]. 玻璃, 2024, 51(10): 14–18.
DU Cheng, LI Jianfeng, LI Heng. Glass, 2024, 51(10): 14–18.
- [33] HUANG B Y, LI Z H, LI J Y. An artificial intelligence atomic force microscope enabled by machine learning[J]. Nanoscale, 2018, 10(45): 21320–21326.
- [34] KOROMINA M, PANDI M T, PATRINOS G P. Rethinking drug repositioning and development with artificial intelligence, machine learning, and omics[J]. OMICS, 2019, 23(11): 539–548.
- [35] KAMOUN F, IQBAL F, ESSEGHIR M A, et al. AI and machine learning: A mixed blessing for cybersecurity[C]//2020 International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC). Montreal, QC, Canada. IEEE, 2020: 1–7.
- [36] HUMM B G, BENSE H, FUCHS M, et al. Machine intelligence today: Applications, methodology, and technology[J]. Inf Spektrum, 2021, 44(2): 104–114.
- [37] YATHIRAJU N. Investigating the use of an artificial intelligence model in an ERP cloud-based system[J]. EEC J, 2022, 7(2): 1–26.
- [38] MUELLER B, KINOSHITA T, PEEBLES A, et al. Artificial intelligence and machine learning in emergency medicine: A narrative review[J]. Acute Med Surg, 2022, 9(1): e740.
- [39] TOURETZKY D, GARDNER-MCCUNE C, SEEHORN D. Machine learning and the five big ideas in AI[J]. Int J Artif Intell Educ, 2023, 33(2): 233–266.
- [40] HADJIISKI L, CHA K, CHAN H P, et al. AAPM task group report 273: Recommendations on best practices for AI and machine learning for computer-aided diagnosis in medical imaging[J]. Med Phys, 2023, 50(2): e1–e24.
- [41] YANG J D, LI J P. Application of deep convolution neural network[C]//2017 14th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP). Chengdu, China. IEEE, 2017: 229–232.
- [42] SINGHAL A, SINHA P, PANT R. Use of deep learning in modern recommendation system: A summary of recent works[J]. Int J Comput Appl, 2017, 180(7): 17–22.
- [43] LAI Y F. A comparison of traditional machine learning and deep learning in image recognition[J]. J Phys Conf Ser, 2019, 1314(1): 012148.
- [44] DENG L, LI X. Machine learning paradigms for speech recognition: An overview[J]. IEEE Trans Audio Speech Lang Process, 2013, 21(5): 1060–1089.
- [45] ALOM M Z, TAHA T M, YAKOPCIC C, et al. A state-of-the-art survey on deep learning theory and architectures[J]. Electronics, 2019, 8(3): 292.
- [46] DARGAN S, KUMAR M, AYYAGARI M R, et al. A survey of deep learning and its applications: A new paradigm to machine learning[J]. Arch Comput Meth Eng, 2020, 27(4): 1071–1092.
- [47] ALIBABAEI K, GASPARD P D, LIMA T M, et al. A review of the challenges of using deep learning algorithms to support decision-making in agricultural activities[J]. Remote Sens, 2022, 14(3): 638.
- [48] WANG C H, LUO Z Q. A review of the optimal design of neural networks based on FPGA[J]. Appl Sci, 2022, 12(21): 10771.
- [49] NIU H J, LI H, WANG J F, et al. Enhancing computer digital signal processing through the utilization of RNN sequence algorithms[J]. Int J Comput Sci Inf Technol, 2023, 1(1): 60–68.
- [50] DEGADWALA D S D, DEGADWALA D V. Survey on systematic analysis of deep learning models compare to machine learning[J]. Int J Sci Res Comput Sci Eng Inf Technol, 2024, 10(3): 556–566.

- [51] GONZALEZ-RODRIGUEZ D, HERNANDEZ-CARRION J R. Self-organized linguistic systems: From traditional AI to bottom-up generative processes[J]. *Futures*, 2018, 103: 27–34.
- [52] ABDI A H, AUDAH L, SALH A, et al. Security control and data planes of SDN: A comprehensive review of traditional, AI, and MTD approaches to security solutions[C]//IEEE Access. IEEE, 2024: 69941–69980.
- [53] Kim J B. Implementation of artificial intelligence system and traditional system: a comparative study[J]. *J Syst Manag Sci*, 2019, 9(3): 135–146.
- [54] ADAM S. Symbolic behavior in artificial intelligence[EB/OL]. *Deep Mind*, 2022, 1–17.
- [55] WEI Z, WU C, CHEN L. Symbolism and connectionism of artificial intelligence[C]. IEEE, 2000, 364–366.
- [56] ZHONG Y X. Structuralism? functionalism? behaviorism? or mechanism? - looking backward and forward on better approach to AI[C]//2006 IEEE International Conference on Granular Computing. Atlanta, GA, USA. IEEE, 2006: 32–37.
- [57] WITTE H, BLATTER T U, NAGABHUSHANA P, et al. Statistical learning and big data applications[J]. *J Lab Med*, 2023, 47(4): 181–186.
- [58] EL NAQA I, LI R J, MURPHY M J. Machine learning in radiation oncology: theory and applications[M]. New York, Springer, 2015..
- [59] DIETTERICH T G. Machine learning[J]. *Annu Rev Comput Sci*, 1990, 4: 255–306.
- [60] KIM K G. Book review: Deep learning[J]. *Health Inform Res*, 2016, 22(4): 351.
- [61] YANN L. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521: 436–444.
- [62] MATHEW A, AMUDHA P, SIVAKUMARI S. Deep learning techniques: An overview[M]//Advanced Machine Learning Technologies and Applications. Singapore: Springer Singapore, 2020: 599–608.
- [63] KHAN A A, LAGHARI A A, LI P, et al. The collaborative role of blockchain, artificial intelligence, and industrial Internet of Things in digitalization of small and medium-size enterprises[J]. *Sci Rep*, 2023, 13(1): 1656.
- [64] FOUKALAS F, TZIOUVARAS A. Edge artificial intelligence for industrial Internet of Things applications: An industrial edge intelligence solution[C]//IEEE Industrial Electronics Magazine. IEEE, 2021: 28–36.
- [65] PANDA S K, MOHAPATRA R K, PANDA S, et al. The New Advanced Society: Artificial Intelligence and Industrial Internet of Things Paradigm[M]. New York: John Wiley & Sons, 2022.
- [66] WAHLSTRÖM M, TAMMENTIE B, SALONEN T T, et al. AI and the transformation of industrial work: Hybrid intelligence vs double-black box effect[J]. *Appl Ergon*, 2024, 118: 104271.
- [67] JIAO Y, FINLEY J J, YDSTIE B E, et al. Digital transformation of glass industry: The adaptive enterprise[J]. *Comput Chem Eng*, 2022, 157: 107579.
- [68] WANG J J, MA Y L, ZHANG L B, et al. Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications[J]. *J Manuf Syst*, 2018, 48: 144–156.
- [69] JI Z. Digitalization and intelligentization of manufacturing industry[J]. *Adv Manuf*, 2013, 1(1): 1–7.
- [70] SARKER I H. Machine learning: Algorithms, real-world applications and research directions[J]. *SN Comput Sci*, 2021, 2(3): 160.
- [71] WUEST T, WEIMER D, IRGENS C, et al. Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications[J]. *Prod Manuf Res*, 2016, 4(1): 23–45.
- [72] KIM S W, KONG J H, LEE S W, et al. Recent advances of artificial intelligence in manufacturing industrial sectors: A review[J]. *Int J Precis Eng Manuf*, 2022, 23(1): 111–129.
- [73] ZHANG H T, SEMUJUU S D, WANG Z C, et al. Large scale foundation models for intelligent manufacturing applications: A survey[J]. *J Intell Manuf*, 2025, <https://doi.org/10.1007/s10845-024-02536-7>.
- [74] ARINEZ J F, CHANG Q, GAO R X, et al. Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook[J]. *J Manuf Sci Eng*, 2020, 142(11): 110804.
- [75] Jacques B. MGI-Artificial intelligence-The next digital frontier[M]. McKinsey & Company, 2017.
- [76] CASSAR D R, SANTOS G G, ZANOTTO E D. Designing optical glasses by machine learning coupled with a genetic algorithm[J]. *Ceram Int*, 2021, 47(8): 10555–10564.
- [77] 田静, 黄依平, 苗恩新, 等. 基于机器学习的轻质低膨胀幕墙玻璃组分设计研究[J]. *硅酸盐通报*, 2023, 42(7): 2603–2612.
TIAN Jing, HUANG Yiping, MIAO Enxin, et al. *Bull Chin Ceram Soc*, 2023, 42(7): 2603–2612.
- [78] CASSAR D R. GlassNet: A multitask deep neural network for predicting many glass properties[J]. *Ceram Int*, 2023, 49(22): 36013–36024.
- [79] ZHU J Q, DING L F, SUN G H, et al. Accelerating design of glass substrates by machine learning using small-to-medium datasets[J]. *Ceram Int*, 2024, 50(2): 3018–3025.
- [80] SINGH J, SINGH S. A review on Machine learning aspect in physics and mechanics of glasses[J]. *Mater Sci Eng B*, 2022, 284: 115858.
- [81] ZAKI M, JAYADEVA, ANOOP KRISHNAN N M. Extracting processing and testing parameters from materials science literature for improved property prediction of glasses[J]. *Chem Eng Process Intensif*, 2022, 180: 108607.
- [82] CASSAR D R, DE CARVALHO A C P L F, ZANOTTO E D. Predicting glass transition temperatures using neural networks[J]. *Acta Mater*, 2018, 159: 249–256.
- [83] BISHNOI S, BADGE S, JAYADEVA, et al. Predicting oxide glass properties with low complexity neural network and physical and chemical descriptors[J]. *J Non Cryst Solids*, 2023, 616: 122488.
- [84] YANG Z Y, MIAO Q, DAN J K, et al. Structural mechanism of glass transition uncovered by unsupervised machine learning[J]. *Acta Mater*, 2024, 281: 120410.
- [85] 付丽丽, 张志强, 徐慧敏, 等. 基于机器学习的光学功能玻璃研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(9): 0900004.
FU Lili, ZHANG Zhiqiang, XU Huimin, et al. *Laser Optoelectron Prog*, 2024, 61(9): 0900004.
- [86] 丛雨桐. 硼硅酸盐玻璃稳定性的模拟研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2023.
CONG Yutong. Simulation study of the stability of borosilicate glass[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2023.
- [87] 肖卓豪, 卢安贤, 刘树江, 等. 人工神经网络在玻璃配方设计中的应用研究[J]. *材料导报*, 2005, 19(6): 17–19.
XIAO Zhuohao, LU Anxian, LIU Shuijiang, et al. *Mater Rev*, 2005, 19(6): 17–19.
- [88] DU T, CHEN Z M, JOHANSEN S M, et al. Predicting stiffness and toughness of aluminosilicate glasses using an interpretable machine learning model[J]. *Eng Fract Mech*, 2025, 318: 110961.
- [89] PIGEONNEAU F, RONDET M, DE LATAULADE O, et al. Physical-informed deep learning prediction of solid and fluid

- mechanical properties of oxide glasses[J]. *J Non Cryst Solids*, 2025, 657: 123476.
- [90] YANG Y, HAN J, ZHAI H, et al. Prediction and screening of glass properties based on high-throughput molecular dynamics simulations and machine learning[J]. *J Non Cryst Solids*, 2022, 597: 121927.
- [91] 张丽艳, 李洪, 陈树彬, 等. 玻璃的成分和性质的模拟方法[J]. *硅酸盐学报*, 2022, 50(8): 2338–2350.
- ZHANG Liyan, LI Hong, CHEN Shubin, et al. *J Chin Ceram Soc*, 2022, 50(8): 2338–2350.
- [92] 董国平, 万天择, 吴敏波, 等. 玻璃基因工程在激光玻璃等光功能玻璃领域的研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(15): 1516002.
- DONG Guoping, WAN Tianze, WU Minbo, et al. *Laser Optoelectron Prog*, 2022, 59(15): 1516002.
- [93] NTI I K, ADEKOYA A F, WEYORI B A, et al. Applications of artificial intelligence in engineering and manufacturing: A systematic review[J]. *J Intell Manuf*, 2022, 33(6): 1581–1601.
- [94] Francisco J. Development of Machine Learning models to predict glass quality of melting furnace[D]. Portugal: University of Porto, 2022.
- [95] PINA J M, LIMA P U. A glass furnace operation system using fuzzy modelling and genetic algorithms for performance optimisation[J]. *Eng Appl Artif Intell*, 2003, 16(7–8): 681–690.
- [96] 李康阳. 浮法玻璃熔窑液位检测与控制系统的研究与实现[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2023.
- LI Kangyang. Research and realization of liquid level detection and control system in float glass furnace[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2023.
- [97] CRAVERO C, DE DOMENICO D, MARSANO D. The use of uncertainty quantification and numerical optimization to support the design and operation management of air-staging gas recirculation strategies in glass furnaces[J]. *Fluids*, 2023, 8(2): 76.
- [98] 张岚清, 党选举, 成娟娟. 基于动态递归神经网络的玻璃窑炉温度双重控制[J]. *兵工自动化*, 2007, 26(5): 67–69.
- ZHANG Lanqing, DANG Xuanju, CHENG Juanjuan. *Ordnance Ind Autom*, 2007, 26(5): 67–69.
- [99] 张希平. 玻璃窑炉温度智能控制及仿真研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2004.
- ZHANG Xiping. Intelligent control for glass furnace temperature system and simulation[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2004.
- [100] 张岚清. 玻璃窑炉温度智能双重解耦控制研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2007.
- ZHANG Lanqing. Research on intelligent double decoupling control of glass furnace temperature[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2007.
- [101] 郭红梅, 郭大宇. 模糊神经网络在玻璃熔炉温度控制中的应用[J]. *辽宁大学学报(自然科学版)*, 2007, 34(3): 233–236.
- GUO Hongmei, GUO Dayu. *J Liaoning Univ Nat Sci Ed*, 2007, 34(3): 233–236.
- [102] 杨敏鸣. 模糊神经网络在玻璃窑炉温控中的应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- YANG Minming. The application of fuzzy neural network in the temperature control system for glass furnace[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010.
- [103] 陈智睿, 盖琳琳. 基于智能控制算法的 TFT-LCD 超薄浮法玻璃基板生产过程窑压控制系统[J]. *建材世界*, 2022, 43(3): 58–62.
- CHEN Zhirui, GAI Linlin. *World Build Mater*, 2022, 43(3): 58–62.
- [104] 储王涛. 基于数据驱动的液晶玻璃基板厚度预测算法研究与软件开发[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- CHU Wangtao. Algorithm research and software development of LCD glass substrate thickness prediction based on data driven[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2020.
- [105] 王化建. 模糊神经网络在玻璃退火炉温度控制中的应用[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2002.
- WANG Huajian. Application of Fuzzy Neural Network in Temperature Control of Glass Annealing Furnace[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2002.
- [106] Stefano P. Modelling and simulation of a glass production system with Machine Learning algorithms[D]. Italy: Polytechnic University of Turin, 2020.
- [107] 朱锦杰, 童树庭, 郭凤蛟. BP 神经网络模型对浮法退火窑内玻璃温度的预测[J]. *建筑材料学报*, 2006, 9(3): 377–380.
- ZHU Jinjie, TONG Shuting, GUO Fengjiao. *J Build Mater*, 2006, 9(3): 377–380.
- [108] 朱孔辉. 玻璃基板 AOI 系统中若干图像处理技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
- ZHU Konghui. Research on several image processing technologies in AOI system of glass substrate[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2020.
- [109] 金大兵. 浮法玻璃端面条纹图像识别与工艺过程相关性的诊断研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- JIN Dabing. Diagnostic study on the correlation between stripe image recognition of float glass end face and process technology[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [110] 邹宁波, 刘锐, 葛淼, 等. 数字化在浮法玻璃冷端生产线中的应用[J]. *建材世界*, 2022, 43(5): 52–54.
- ZOU Ningbo, LIU Rui, GE Miao, et al. *World Build Mater*, 2022, 43(5): 52–54.
- [111] 张海鹏. 浮法生产线冷端玻璃板位的软计算[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2007.
- ZHANG Haipeng. Soft computing on glass plank position in the cold-end of float glass production line[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2007.
- [112] 侯力玮, 王恒升, 邹浩然. 基于深度学习的玻璃基板铲起过程作用力预测[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2022, 50(8): 71–81.
- HOU Liwei, WANG Hengsheng, ZOU Haoran. *J South China Univ Technol Nat Sci Ed*, 2022, 50(8): 71–81.
- [113] 于融正. 基于云计算的窑炉智能监测系统研究与实现[D]. 上海: 东华大学, 2018.
- YU Rongzheng. The research and realization of the furnace intelligent monitoring system based on cloud computing[D]. Shanghai: Donghua University, 2018.
- [114] RÖGER T, STEINLE F, SCHILP J. Monitoring data quality for AI models in industrial glass production[J]. *Procedia CIRP*, 2024, 130: 282–287.
- [115] 周岳钰, 高静, 汪燕, 等. 机器学习在材料科学中的应用进展[J]. *信息记录材料*, 2022, 23(6): 8–12.
- ZHOU Yueyu, GAO Jing, WANG Yan, et al. *Inf Rec Mater*, 2022, 23(6): 8–12.
- [116] 宋吕明, 刘明芹, 李祥宾, 等. 改进 YOLOv7 的玻璃表面缺陷检测方法研究[J]. *机电工程技术*, 2024, 53(6): 209–215.
- SONG Lüming, LIU Mingqin, LI Xiangbin, et al. *Mech Electr Eng Technol*, 2024, 53(6): 209–215.
- [117] 伍济钢, 成远, 邵俊, 等. 面向智能手机玻璃盖板缺陷检测的 YOLOv3 改进和应用[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(12): 1728.

- WU Jigang, CHENG Yuan, SHAO Jun, et al. *Chin J Liq Cryst Disp*, 2021, 36(12): 1728.
- [118] 陈城, 陈炜峰, 张世杰. 基于改进 SSD 的液晶玻璃基板缺陷检测[J]. 价值工程, 2023, 42(8): 119–121.
- CHEN Cheng, CHEN Weifeng, ZHANG Shijie. *Value Eng*, 2023, 42(8): 119–121.
- [119] 魏吉荣. 基于深度学习的浮法玻璃缺陷检测方法研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2024.
- WEI Jirong. *Research on Defect Detection Method of Float Glass Based on Deep Learning*[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2024.
- [120] 曹欣. 基于深度学习的碎玻璃分选方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021.
- CAO Xin. *Research on sorting method of broken glass based on deep learning*[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [121] 丁鹏飞. 基于神经网络算法的手机平板玻璃缺陷检测方法研究[D]. 湖北工业大学硕士学位论文, 2023.
- DING Pengfei. *Research on Defect Detection Method of Mobile Phone and Tablet Glass Based on Neural Network Algorithm*[D]. Master's Thesis of Hubei University of Technology, 2023.
- [122] 薛源. 基于机器视觉的玻璃缺陷分类识别的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
- XUE Yuan. *Research on classification and recognition of glass defect based on machine vision*[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018.
- [123] 王凤喆. 基于 BP 神经网络的玻璃缺陷识别技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2010.
- WANG Suzhe. *The research on recognition technology for glass flaw based on BP neural network*[D]. Taiyuan: North University of China, 2010.
- [124] 熊红林, 樊重俊, 赵珊, 等. 基于多尺度卷积神经网络的玻璃表面缺陷检测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(4): 900–909.
- XIONG Honglin, FAN Chongjun, ZHAO Shan, et al. *Comput Integr Manuf Syst*, 2020, 26(4): 900–909.
- [125] 李墨. 基于 U-P-Net 的玻璃缺陷分割及可视化系统的设计[D]. 广州: 广东工业大学, 2023.
- LI Mo. *Design of Glass Defect Segmentation and Visualization System Based on U-P-Net*[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2023.
- [126] PARK J, RIAZ H, KIM H, et al. Advanced cover glass defect detection and classification based on multi-DNN model[J]. *Manuf Lett*, 2020, 23: 53–61.
- [127] 彭向前, 陈幼平, 谢经明, 等. 浮法玻璃缺陷在线检测识别方法研究[J]. 玻璃与搪瓷, 2010, 38(1): 1–6.
- PENG Xiangqian, CHEN Youping, XIE Jingming, et al. *Glass Enamel*, 2010, 38(1): 1–6.
- [128] YANG J, LI S B, WANG Z, et al. Using deep learning to detect defects in manufacturing: A comprehensive survey and current challenges[J]. *Materials*, 2020, 13(24): 5755.
- [129] 李鲲. 基于机器视觉的玻璃瑕疵检测方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.
- LI Kun. *Research on defect detection method of glass cover based on machine vision*[D]. Xi'an: Xidian University, 2021.
- [130] 赵凤芝, 李江涛, 张国华, 等. 基于 YOLOv3 的玻璃本体特征条纹图像检测方法[J]. 信息技术, 2021, 45(8): 21–29.
- ZHAO Fengzhi, LI Jiangtao, ZHANG Guohua, et al. *Inf Technol*, 2021, 45(8): 21–29.
- [131] JHA S B, BABICEANU R F. Deep CNN-based visual defect detection: Survey of current literature[J]. *Comput Ind*, 2023, 148: 103911.
- [132] 施文章. 基于多 Agent 系统的玻璃加工业原片仓储调度系统研究[D]. 南京: 南京财经大学, 2018.
- SHI Wenzhang. *A research about glass processing warehouse scheduling system based on MAS*[D]. Nanjing: Nanjing University of Finance & Economics, 2018.
- [133] 刘万忠, 易云, 盛思意. 大型平板玻璃生产线的成品吊装运输技术和仓储管理[J]. 玻璃搪瓷与眼镜, 2024, 52(6): 18–22.
- LIU Wanzhong, YI Yun, SHENG Siyi. *Glass Enamel Ophthalmic Opt*, 2024, 52(6): 18–22.
- [134] 侯祖清. 智能 PDA 及无线网络传输技术在玻璃仓储管理中的应用[J]. 科技传播, 2017, 9(11): 72–73.
- HOU Zuqing. *Public Commun Sci Technol*, 2017, 9(11): 72–73.
- [135] ZHANG S, LU C W, JIANG S, et al. An unmanned intelligent transportation scheduling system for open-pit mine vehicles based on 5G and big data[C]//IEEE Access. IEEE, 2020: 135524–135539.
- [136] FAROOQ B, BAO J S, RAZA H, et al. Flow-shop path planning for multi-automated guided vehicles in intelligent textile spinning cyber-physical production systems dynamic environment[J]. *J Manuf Syst*, 2021, 59: 98–116.
- [137] HU M, CAO J H, CHEN X, et al. Path planning of intelligent factory based on improved ant colony algorithm[C]//2021 Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science (ACCTCS). Shenyang, China. IEEE, 2021: 1–4.
- [138] LI Z K, SANG H Y, PAN Q K, et al. Dynamic AGV scheduling model with special cases in matrix production workshop[C]//IEEE Transactions on Industrial Informatics. IEEE, 2023: 7762–7770.
- [139] MENGHANI G. Efficient deep learning: A survey on making deep learning models smaller, faster, and better[J]. *ACM Comput Surv*, 2023, 55(12): 1–37.
- [140] JAVAID M, HALEEM A, SINGH R P, et al. Artificial intelligence applications for industry 4.0: A literature-based study[J]. *J Ind Intg Mgmt*, 2022, 7(1): 83–111.
- [141] CHEN Y N. IoT, cloud, big data and AI in interdisciplinary domains[J]. *Simul Model Pract Theory*, 2020, 102: 102070.
- [142] SAADIA D. Integration of cloud computing, big data, artificial intelligence, and Internet of Things[J]. *Int J Web Based Learn Teach Technol*, 2021, 16(1): 10–17.
- [143] FICILI I, GIACOBBI M, TRICOMI G, et al. From sensors to data intelligence: Leveraging IoT, cloud, and edge computing with AI[J]. *Sensors*, 2025, 25(6): 1763.
- [144] YAHYA L M, SUHARNI S, HIDAYAT D, et al. Application of artificial intelligence to improve production process efficiency in manufacturing industry[J]. *West Sci Inf Syst Technol*, 2024, 2(2): 223–232.
- [145] MOLINA L M, TETI R, ALVIR E M R. Quality, efficiency and sustainability improvement in machining processes using Artificial Intelligence[J]. *Procedia CIRP*, 2023, 118: 501–506.
- [146] Podder I, Fischl T and Bub U. Leveraging artificial intelligence to enhance process control and improve efficiency in manufacturing industries[J]. *Int J Comput Appl Technol Res*, 2025: 7451–7474.
- [147] PIAO Y. The promotion of artificial intelligence and the formation of new quality productivity[J]. *Adv Econ Manag Res*, 2024, 12(1): 74.

- [148] ZOU W Y, XIONG Y J. Does artificial intelligence promote industrial upgrading? Evidence from China[J]. *Econ Res Ekon Istraživanja*, 2023, 36(1): 1666–1687.
- [149] CHENG G. Research on the pathways and mechanisms of technological innovation driving industrial upgrading from the perspective of new productivity[J]. *SHS Web Conf*, 2025, 213: 02051.
- [150] JAIN A, PATEL H, NAGALAPATTI L, et al. Overview and importance of data quality for machine learning tasks[C]//*Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Virtual Event CA USA. ACM*, 2020: 3561–3562.
- [151] HAUKKALA M. Data Quality in Artificial Intelligence[D]. Finland: Haaga-Helia University of Applied Sciences, 2022.
- [152] ELMORE J G, LEE C I. Data quality, data sharing, and moving artificial intelligence forward[J]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4(8): e2119345.
- [153] DHAR V. The future of artificial intelligence[J]. *Big Data*, 2016, 4(1): 5–9.

Research Progress and Prospects on Artificial Intelligence in the Field of Flat Glass Production: Technological Integration and Industrial Transformation

XU Shiqing, CHEN Tianlin, LIU Linlin, LIU Shimin

(School of Materials Science and Engineering, Yanshan University, National Key Laboratory of Metastable Materials, Qinhuangdao 066000, Hebei, China)

Extended Abstracts

Flat glass as an important foundational material in various industries such as construction, automotive, and electronics has a significant importance in promoting the development of related industries through its production efficiency and product quality. With the development of the global economy and the continuous growth of demand for flat glass in various applications, the size of the global flat glass market is still expanding. However, the conventional flat glass industry faces some challenges in production, testing, logistics, and other aspects due to its low production efficiency, unstable product quality, high energy consumption, and high logistics costs. The rapid development of artificial intelligence technology brings some opportunities for transformation to the flat glass industry. It can play an important role in material and performance prediction, intelligent control of production processes, precise quality inspection, and efficient logistics management, effectively improving production efficiency, product quality, and market competitiveness, reducing production costs and energy consumption, and promoting the sustainable development of the industry.

This review mainly discusses the current development status and existing problems of artificial intelligence in the field of flat glass production, revealing the practical effects and challenges faced by artificial intelligence technology in promoting the intelligent development of the flat glass industry. In terms of component design and performance prediction, machine learning algorithms establish accurate prediction models *via* mining inherent patterns in a large amount of experimental data. For instance, the research and development cycle of new materials shortens and research and development costs reduce *via* combining neural networks and genetic algorithms to design new glass materials with specific optical properties and using random forest models to design components for lightweight and low expansion curtain wall glass. In terms of production process control, artificial intelligence technology plays an important role in core processes such as raw material processing, melting, forming, annealing, defect detection, cutting and sorting. Fuzzy modeling and genetic algorithm based on layered architecture are used for furnace operation optimization, and computer vision models are used for float glass melting furnace liquid level detection and control, thus improving production efficiency and product quality. In terms of identifying and diagnosing product defects, deep learning technology improves recognition accuracy and practicality through innovative model architecture, multimodal data fusion, and optimized computational efficiency. Object detection and segmentation models based on convolutional neural networks are widely used in glass defect detection. In terms of transportation, warehousing, and scheduling of flat glass raw materials, intelligent warehousing management systems and intelligent scheduling systems are gradually applied to flat glass enterprises, effectively improving the efficiency and accuracy of warehousing management and reducing transportation costs.

Summary and Prospect Although artificial intelligence has a great potential in the field of flat glass, there are still some technical challenges and application bottlenecks, such as data quality, process complexity, dependence on professional knowledge, and talent shortage. In the future, it is necessary for the enhanced practicality and reliability of artificial intelligence technology in the complete production chain of flat glass to further strengthen the application research of artificial intelligence technology in practical scenarios such as formula adjustment, performance prediction, production process control, defect detection, logistics and warehousing of flat glass, solve the problems encountered in the process of technology implementation, and improve the connectivity of data and adjustment solutions between various production links. Meanwhile, it is important for the increasing application of artificial intelligence in the field of flat glass to establish unified industry standards and specifications. In the future, artificial intelligence will develop in the field of flat glass towards technological breakthroughs and innovation, as well as the expansion and deepening of application scenarios, thus promoting the integration of technological innovation and industrial transformation in the flat glass industry.

Keywords artificial intelligence; machine learning; plate glass; industrialization; research progress