doi：10. 14186/j. cnki. 1671-6620. 2026. 135

高强耐候光伏支架用钢数字化生产控制

刘艳超
（辽宁科技学院 电子与信息工程学院，辽宁 本溪 117004）

摘　要：本文介绍了主流光伏支架产品与性能及各自特点，并针对 800 MPa 级高强耐候光伏支架用钢因合金元素多、交互作用复杂而导致性能波动大、影响加工使用的问题，提出了采用数据处理技术指导生产的思路，设计出一款数字化生产控制平台.该平台利用机器学习算法建立数据采集与预处理模块、数据分析模块和工艺优化模块，通过分析 2 000 余组现场生产数据并对比 5 类经典模型精度，最终选择随机森林（RF）和深度神经网络（DNN）两种模型的加权平均法搭建数据分析模块.结果表明：采用数字化生产控制技术，可显著提升 800 MPa 级耐候钢性能的稳定性；其中，强度过程能力指数由“不足”（0.89 和 0.67）提升至“优秀”和“良好”（1.70 和 1.42）.该数字化生产控制平台可以很好地解决多合金设计产品的稳定控制问题，也为数字赋能传统装备制造业提供了技术方法和实现路径.

关键词：光伏支架；耐候钢；低碳排放；数字化
中图分类号：TG 142　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1671-6620（2026）05-0494-08

Digital production control of high-strength weathering steel for photovoltaic supports

Liu Yanchao
（School of Electronics and Information Engineering, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi 117004, China）

Abstract: This article introduces mainstream photovoltaic (PV) support products, with their performances and respective characteristics. For the steel of 800 MPa high-strength weather-resistant photovoltaic supports, the large number of alloying elements and their complex interactions cause significant performance fluctuations, which affect processing and application. To address this problem, this study proposes an approach using data processing technology to guide production and designs a digital production control platform. The platform uses machine learning algorithms to establish data acquisition and preprocessing, data analysis module, and process optimization module. By analyzing more than 2 000 sets of on-site production data and combining with the accuracy comparison results of five classic models, the weighted average method combining random forest (RF) and deep neural network (DNN) has been finally selected to construct the data analysis module for process optimization guidance. The comparative results show that digital production control technology significantly improves the performance stability of 800 MPa grade weathering steel. Among them, the process capability index of strength increases from inadequate levels (0.89 and 0.67) to excellent and satisfactory levels(1.70 and 1.42). The digital production control platform effectively resolves the stability control problem of multi-alloy designed products, and also provides technical methods and implementation pathways for digital empowerment of the traditional equipment manufacturing industry.

Key words: photovoltaic supports; weathering steel; low carbon emissions; digitalization

随着我国新能源发展战略目标落地推行，光伏发电作为清洁可再生能源的重要组成部分，行业发展速度大幅提升.国家能源局发布数据显示，2025 年我国光伏新增装机容量 317 GW，同比上涨 14%，累计装机规模达 1 200 GW，约占全球总装机量的 40%.图 1 展示了近五年国内光伏装机容量的变化趋势.

收稿日期：2026-05-18.
基金项目：辽宁省教育厅基本科研项目（2025JYTZZXT05）.
作者简介：刘艳超（1982—），女，副教授，E-mail：liu_yanchao@ foxmail. com.
引文格式：刘艳超. 高强耐候光伏支架用钢数字化生产控制［J］. 材料与冶金学报，2026，25（5）：494-500.（Liu Yanchao. Digital production control of high-strength weathering steel for photovoltaic supports［J］. Journal of Materials and Metallurgy，2026，25（5）：494-500.）

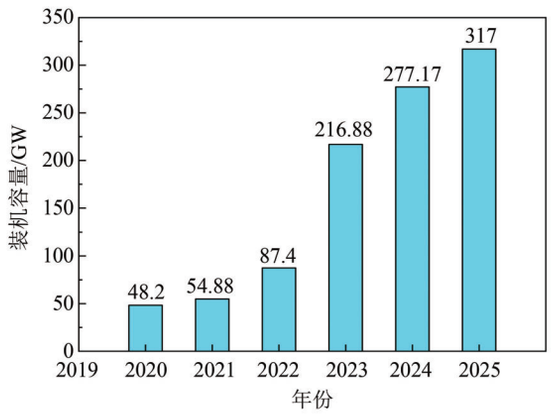


图 1　光伏产业新增装机容量发展趋势

Fig. 1　Trend of newly installed capacity in PV industry

光伏支架作为光伏电站的“骨骼”，其成本占光伏系统总成本的 10%～20%，当前主流分为铝合金、不锈钢、复合材料与钢结构四大类[1-2]．铝合金支架具有密度小、耐蚀性好的优势，但弹性模量仅为钢的 1/3，在大风雪载荷下极易发生变形，且造价是钢的 3 倍以上[3]．传统钢结构应用最为广泛，具备成本低廉、制备工艺成熟的优点，但常规钢材强度偏低，仅有 235～355 MPa，会造成支架构件截面尺寸偏大、钢材消耗量增多．按照光伏支架钢材消耗量 0.25～0.30 kg/W 计算，2025 年国内光伏支架用钢总量可达 792.5 万～951 万 t．同时，传统钢材依靠镀锌实现防腐，相关生产工序碳排放水平较高．近年来，高强耐候钢逐步得到推广，行业通过添加 Cu、Cr、Ni 等耐蚀合金元素，研制出强度区间在 550～1 000 MPa 的耐候钢材[4-9]．高强耐候光伏支架用钢的规模化应用，不仅能从原材料层面改善传统镀锌钢支架工艺流程繁杂、环境负担大等行业痛点，还可实现支架免维护．一方面，该材料为清洁能源配套了绿色基础用材；另一方面，高强钢材可实现支架轻量化，更加契合国内光伏产业的发展需求与战略规划．

然而，此类钢材添加的合金品类多、成分体系复杂，致使实际生产中不同批次材料性能波动大、稳定性欠佳，对后续加工制造产生不利影响．产品稳定程度可通过过程能力指数 C_{pk}（process capability index）进行评判，C_{pk} 数值越高，代表材料性能稳定性越好，行业通用管控下限为 1.0[10]．以合作企业的 800 MPa 级别钢材为例，产品研发初期，抗拉强度、屈服强度对应的 C_{pk} 分别为0.89、0.67，工序过程能力明显不足，不利于下游加工的稳定开展，这将成为该钢材产业链规模化应用的瓶颈．

近些年，随着数据科学和人工智能技术的快速发展，各类数字化预测方法应运而生．随机森林（random forest，RF）、深度神经网络（deep neural network，DNN）等算法模型已被广泛应用于钢材性能预测领域[17-20]．针对高强耐候光伏支架用钢存在的性能稳定控制难题，本文依托数字化思路，结合数据分析方法与生产管控技术开展实操研究，以此提升产品批量生产的性能一致性，形成一套有效的钢材性能稳定管控技术方案．

1　耐候光伏支架用钢优势与生产瓶颈

1.1　高强耐候支架钢的特点与优势

通过添加 Cu、Cr、Ni 等合金元素，耐候钢在大气环境下腐蚀生成非晶态的羟基氧化铁（FeOOH），随后转化为致密稳定的 α-FeOOH 保护层，有效阻碍进一步腐蚀，这使得耐蚀性是普通碳钢的 2～8 倍[11-12]．研究表明[6-7]，与 Q235B 相比，采用 800 MPa 级高强钢作为光伏支架，通过零部件减薄可实现减重 20%以上，加工成本进一步降低 1.28%，运输成本也降低 1.83%．同时，免去热浸镀锌工序，能够直接减少锌耗和酸洗能耗，吨钢可减少碳排放约 300 kg，每兆瓦可节约碳交易费 1 806 元[13]．此外，耐候钢光伏支架设计寿命可达 50 年以上，远超传统镀锌支架的 25 年，大幅降低了运维更换频率．

1.2　高强耐候支架钢生产技术瓶颈

表 1 和 2 中列出了典型光伏支架的成分和性能[4-9]．其中，800 MPa 级高强钢除添加耐蚀元素外，还需添加 Nb、Ti、Mo 等微合金元素，多种合金元素的交互作用使得微小成分波动即可影响相变行为，导致性能波动．而冷成型工艺对高强光伏支架材料性能稳定性要求非常高，各批次性能的不稳定会直接影响下游产业链使用，成为推广的技术“瓶颈”．

表 1　典型光伏支架用钢成分（质量分数）

Table 1　Chemical composition of typical steels for PV brackets（mass fraction）　　%

牌号	C	Si	Mn	P	Cu+Cr+Ni+Mo	Nb+V+Ti
Q235B	0.15～0.20	0.10～0.25	0.40～0.60	≤0.025	—	—
Q355B	0.15～0.20	0.10～0.25	0.90～1.10	≤0.025	—	—
S420GD+Z	0.04～0.06	≤0.6	1.0～1.2	≤0.015	—	0.05～0.07

续表

牌号	C	Si	Mn	P	Cu+Cr+Ni+Mo	Nb+V+Ti
S550GD+Z	0.06~0.07	≤0.6	1.0~1.2	≤0.015	—	0.08~0.10
T550NH	0.06~0.10	0.35~0.50	0.50~0.80	≤0.020	0.75~1.30	0.05~0.09
800 MPa 级	0.06	0.22	0.55	0.01	2.79	0.15
高强耐候钢	0.052	0.247	0.491	0.004	2.945	0.139

表 2 典型光伏支架用钢性能

Table 2 Properties of typical steels for PV brackets

牌号	R_m/MPa	R_{eL}/MPa	A/%
Q235B	370~500	≥235	≥25
Q355B	470~630	≥355	≥20
S420GD+Z	425~480	425~480	17~25
S550GD+Z	≥560	≥550	≥13
T550NH	620~780	≥550	≥16
800 MPa 级	780~850	650~745	22
高强耐候钢	915~920	805~810	19.2~19.6

2 数字化生产控制平台构建与应用

2.1 平台总体架构

为攻克复杂合金体系高强耐候钢稳定生产瓶颈,本文构建全流程数字化生产控制平台,实现从“经验控制”向“模型预报”的转变.该平台包含数据采集层、模型计算层与应用服务层;通过采集生产过程关键工艺参数,依托机器学习算法构建预测模型[14-20],实现产品性能预报并为工艺优化提供指导.

此前,相关研究多采用单一模型进行数据分析和性能预测,尽管通过调试精度也可以达到预期,但多维度数据变化时的适应性还有待加强.这源于常用模型有各自特点,不是专为性能预测而开发.另外,不同合金对性能的影响在叠加工艺因素后,边界条件也会发生变化,易放大误差.例如,RF 作为一种集成学习方法,具有鲁棒性强、计算效率高、噪声容忍度好等优势,但是对于连续变量的建模精度略低于 DNN,面对高度复杂的非线性关系时,表现不如 DNN.DNN 虽具有强大的非线性拟合能力和复杂模式的学习能力,但面对小样本或噪声干扰时表现不稳定,难以直接指导工艺优化.除此之外,还对比了支持向量机(support vector machine, SVM)、梯度提升树(gradient boosting decision tree, GBDT)、线性回归(linear regression, LR)等模型的预测能力.最终,优选精度最高的两种模型进行加权平均融合后开展预测,这不仅兼顾计算精度与计算效率,还可使实际验证效果达到预期.

2.2 数字平台构建

本研究中采集现场 2000 多组生产数据:主要成分包括 C、Si、Mn、P、Cr、Ni、Ti、Nb、Cu、Mo;核心工艺温度采集数据包括 PET、R2DT、FET、FDT、CT;性能指标包括抗拉强度(R_m)、屈服强度(R_{eL})和伸长率(A).先对数据进行清洗,剔除因系统故障导致的异常数据,再对数据进行归一化处理,以消除量纲影响.考虑合作单位的保密要求,本文中合金元素采用 M_i 表示,工艺参数采用 K_i 表示.对数据开展相关性分析,相关系数可反映性能与成分、工艺参数之间的相关性,是后续调整成分与工艺参数、提升生产稳定性的重要依据,分析结果如图 2 所示.

采用 5 类经典机器学习模型(RF、DNN、SVM、GBDT、LR)对数据进行分析,对比预测模型判断适用性和精度,结果如图 3 所示.由图 3 可知,针对高强耐候光伏支架用钢的性能预测,RF 和 DNN 模型均具备较高预测精度. RF 模型的均方根误差(root mean square error, RMSE)为:抗拉强度 8.34 MPa、屈服强度 9.3 MPa、伸长率 0.695%,强度决定系数 R^2 均在 0.84 以上.DNN 模型的 RMSE 为:抗拉强度 10.54 MPa、屈服强度 11.54 MPa、伸长率 0.828%,强度 R^2 在 0.75 以上.但两个模型伸长率误差均偏大,R^2 为 0.634 和 0.481.该产品伸长率均能满足使用需求,因此,伸长率并非限制性指标.

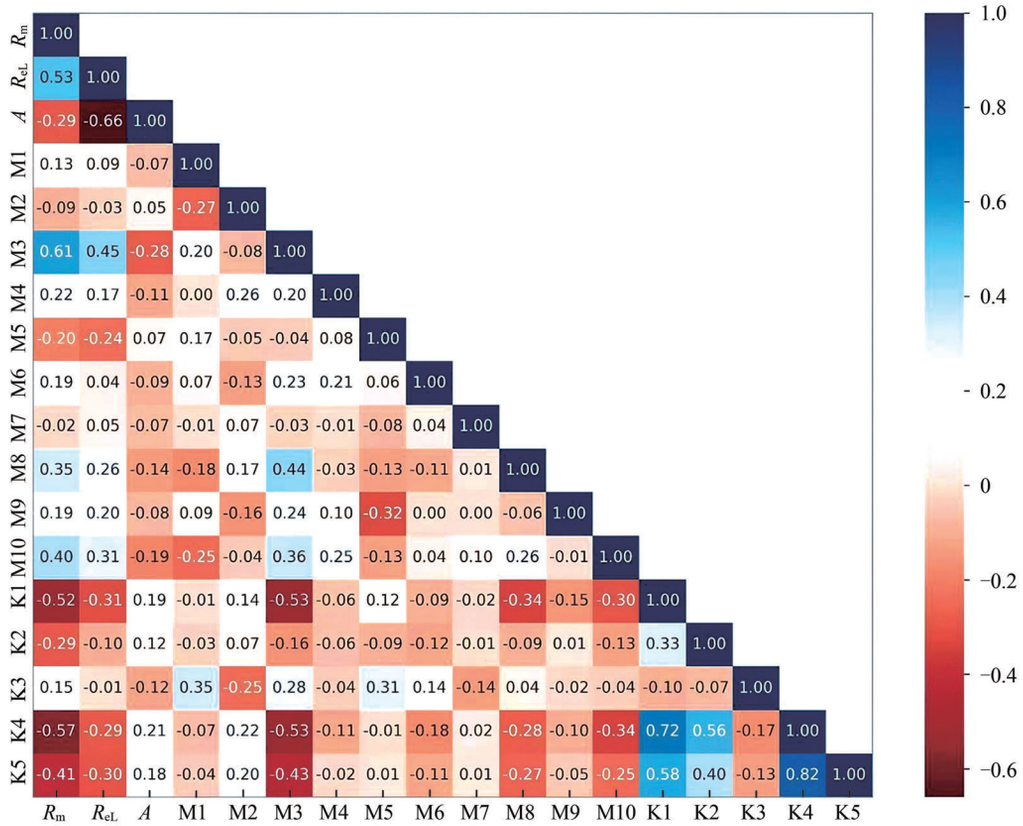
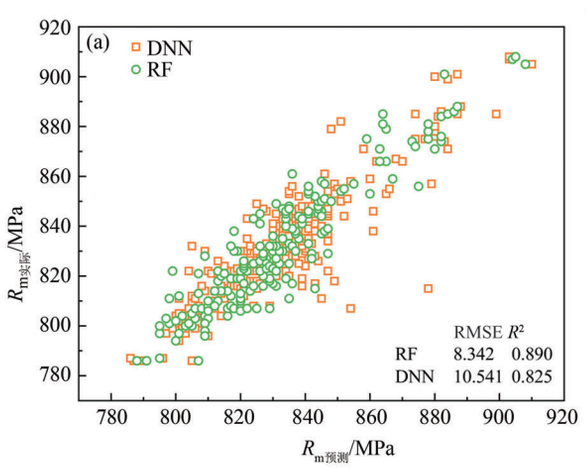
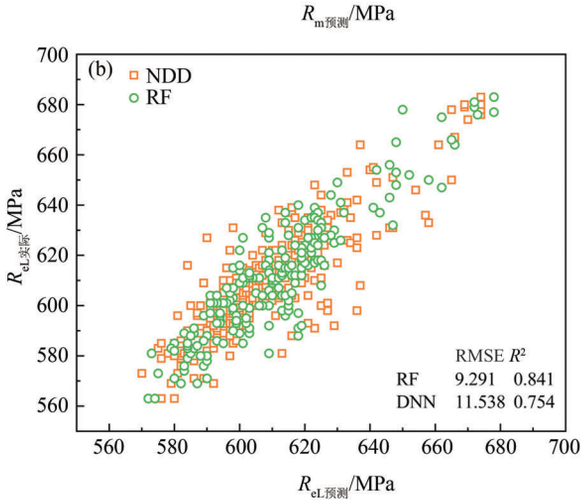


图 2　光伏支架钢性能、成分和工艺相关系数

Fig. 2　Correlation analysis among properties, composition and process of PV brackets





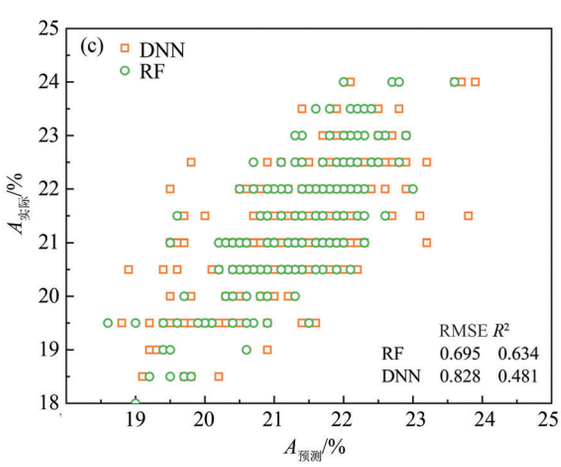


图 3　采用 RF 和 DNN 模型预测数据精度

Fig. 3　Prediction accuracy of data using RF and DNN models

为进一步提升模型精度，本研究尝试对 RF 和 DNN 两种模型的计算结果采用算术加权方式开展对比预测，采用自适应加权平均融合方法确定权重. 利用网格搜索法在 0～1 区间内，以 0.05 为步长遍历权重，以验证集均方根误差最小为准则选取最优权重；针对抗拉强度、屈服强度和伸长率三类预测指标分别求解最优配比，进而对模型预测结果进行线性加权融合.

由图 4 可知，本研究得到的自适应最优权重中 RF 占比分别为：抗拉强度 60%、屈服强度 60%、伸长率 70%，此时预测结果更为准确.对比结果表明，相较于 RF 与 DNN 单一模型，融合模型在三项指标上均取得更小的 RMSE（抗拉强度 8.13 MPa、屈服强度 8.81 MPa、伸长率 0.651%）与更高的 R^2（抗拉强度 0.91、屈服强度 0.86、伸长率 0.69），该融合策略可有效提升整体预测精度.

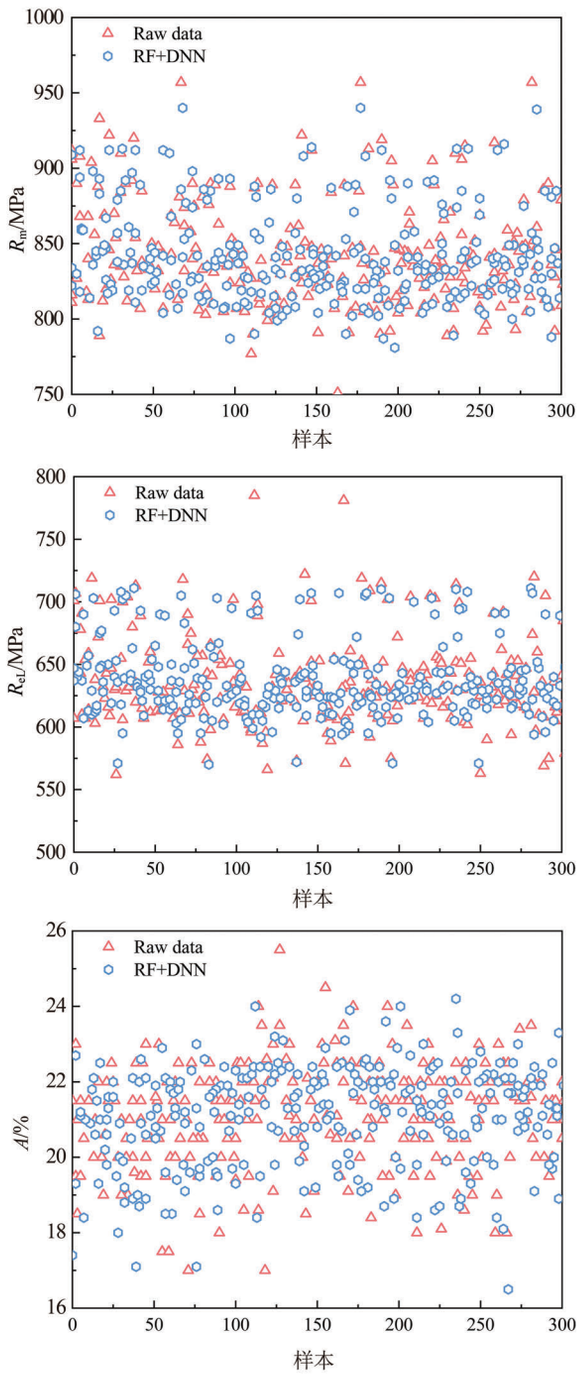


图 4 采用 RF 和 DNN 加权模型预测数据精度

Fig. 4 Prediction accuracy of data using weighted RF and DNN models

高强耐候钢完成冶炼工序后，成分已无法调整.为保障性能稳定，需依托所开发平台及时调整热轧工艺制度.为制定质量标准，从 2 000 多组数据中选取抗拉强度>800 MPa、伸长率>20%的样本构建工艺规范样本集（共计 879 个样本），以此制定更为严格的质量标准与工艺规范.基于该 879 组优质样本数据分析，绘制成分与工艺箱型图，如图 5 所示.成分与工艺箱型图以数字卡片形式嵌入模型，用于生产过程预判与监控.模型依据输入的实时数据开展预判和预警；当前工艺对应的产品性能出现偏离时，会自动发出预警，提示操作人员调整工艺，降低质量波动.

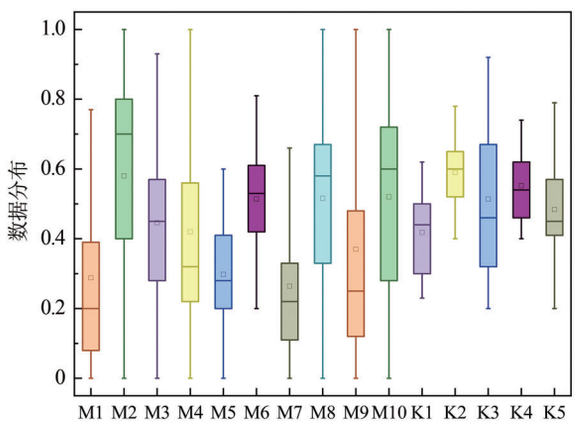


图 5 879 组样本对应的合金元素与工艺参数箱型分布

Fig. 5 Box plots of alloying elements and process parameters corresponding to 879 samples

3 数字平台应用

3.1 高强耐候光伏支架用钢应用对比

本研究采用过程能力指数（C_{pk}）衡量产品稳定性和一致性，C_{pk} 不仅关注数据离散程度，还关注过程均值与数值中心的偏移程度. $C_{pk}\geqslant 1.33$ 是大多数高可靠性行业对量产阶段关键特性的基本要求，对应“良好”；医疗、电子等行业要求更充足的安全边际，要求 $C_{pk}\geqslant 1.67$，对应“优秀”；而 $C_{pk}<1.0$ 对应为“不足”，存在显著不良风险；$C_{pk}>2.0$ 会导致性能过剩，大幅增加成本.对于高强耐候光伏支架用钢，可按 $C_{pk}\geqslant 1.33$ 来保障质量与成本的平衡.

对数字化平台投用前后的生产数据开展对比分析，结果如图 6 和图 7 所示.未采用数字化控制平台前，产品性能波动较大，抗拉强度与屈服强度对应的 C_{pk} 分别为 0.89 和 0.67，过程能力表现为“不足”，与实际市场反馈情况一致；伸长率对应的 C_{pk} 为 1.40，控制水平“良好”.采用数字化控制

平台后，抗拉强度和屈服强度对应的 C_{pk} 分别为 1.70和 1.42，过程能力达到“优秀”与“良好”等级，符合产品定位目标；伸长率对应的 C_{pk} 为 1.59，维持良好水平且无能力过剩.对比可知，引入数字化平台参与生产控制后，实现了强度指标稳定控制的目标.

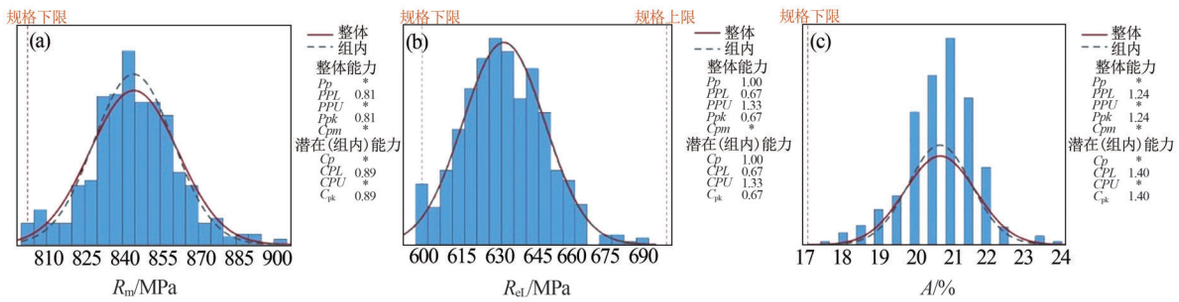


图 6　应用数字平台前产品性能过程能力

Fig. 6　Process capability of product performance before applying digital platform

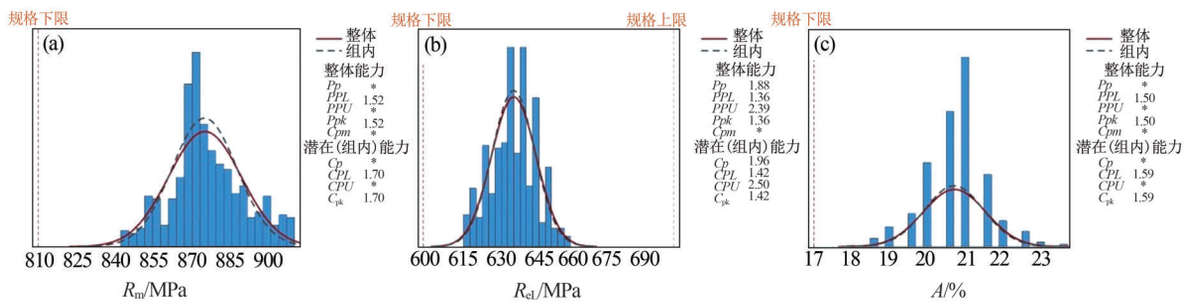


图 7　应用数字平台后产品性能过程能力

Fig. 7　Process capability of product performance after applying digital platform

3.2　数字平台应用展望

通过对比数字平台应用前后的产品性能稳定性可知，数字平台对提升产品稳定性具有明显效果.此外，依托该数字平台还可开展个性化产品定制服务.当产品同时供应多家用户时，下游产业链对产品性能区间可能存在个性化需求，此时可利用该数字平台制定对应的工艺规范.例如，若客户要求产品抗拉强度大于 820 MPa，可基于已有生产数据构建满足客户个性化定制要求的“成分与工艺箱型图”，并嵌入产品制造环节的“数字卡片”；生产过程按照相应工艺规范实施控制，并开展在线实时监控，从而满足个性化生产需求.

除稳定生产与定制化制造外，该数字平台对于充分利用绿电资源、依托电炉短流程冶炼绿色钢铁产品同样具有重要价值.众所周知，“绿钢”冶炼的核心路线是废钢铁资源循环利用；然而利用电炉冶炼高端产品时存在关键技术瓶颈：废钢铁经多次循环回用后，Cr、Mo、Ni、As、Sn、Sb 等残余元素不断累积且难以调控，极易造成钢材性能波动.本研究搭建的数字平台解决了多合金体系下的性能稳定控制难题，同样适用于电炉冶炼“绿钢”过程中的残余元素管控问题，能够有力支撑钢材柔性、高效生产方案落地，助力实现电力化驱动钢铁绿色转型、绿色钢铁支撑能源电力转型二者深度耦合、相互赋能.

4　结论

(1)现阶段市场应用数据表明，800 MPa 级高强耐候钢光伏支架通过免涂装与大幅减重，是实现光伏支架全生命周期低碳排放的有效技术路线.未来，更高强度耐候光伏支架如能保障性能批次稳定性，将更具发展优势.

(2)针对 800 MPa 级高强耐候钢因合金体系复杂、控制窗口窄而导致生产稳定性控制困难的问题，本文采用数字赋能技术路线，构建数字化生产控制平台，结合随机森林(RF)、深度神经网络(DNN)及加权融合模型，实现产品性能精准预测，可有效指导生产控制.

(3)基于大数据分析的数字化生产控制平台能够有效解决高合金产品性能波动大的问题.应用对比结果表明，采用数字化平台控制后，产品抗拉强度与屈服强度的 C_{pk} 分别由 0.89、0.67 提升至 1.70、1.42，过程能力由“不足”提升至“优秀”和“良好”，实现了产品质量控制目标.

(4)采用数字赋能技术路线可提升工业生产效率与稳定性,并具备个性化设计等增值功能.通过制定满足个性化要求的工艺规范箱型图与工艺规范表,并嵌入产品制造过程的数字卡片,可实现个性化定制生产需求.

5 参考文献

[1] 彭孝仁. 中国光伏行业发展前景及用钢需求分析[J]. 冶金信息导刊,2025,62(4):1-4.
(Peng Xiaoren. Development prospects and steel analysis of China's photovoltaic industry[J]. Metallurgical Information Review,2025,62(4):1-4.)

[2] 邢克勇,黄文莉. 光伏支架基础设计创新研究[J]. 武汉大学学报(工学版),2013,46(增刊1):252-255.
(Xing Keyong, Huang Wenli. Studyof design innovation for photovoltaic module bracket foundations[J]. Engineering Journal of Wuhan University,2013,46(Sup 1):252-255.)

[3] 王岗,李进,郝菊萍. Si和热处理对光伏支架用5005铝合金型材组织与性能的影响[J]. 轻合金加工技术,2021,49(6):54-59.
(Wang Gang,LiJin,Hao Juping. The influence of Si and heat treatment on the structure and properties of 5005 aluminum alloy profile used for photovoltaic support[J]. Light Alloy Fabrication Technology,2021,49(6):54-59.)

[4] 陈泓业,杨平,李伟刚,等. 光伏支架用420 MPa级高强度钢的研发[J]. 鞍钢技术,2024(2):30-33.
(Chen Hongye,Yang Ping,Li Weigang,et al.Development of 420 MPa high-strength steel for photovoltaic supports[J]. Angang Technology,2024(2):30-33.)

[5] 陈泓业,杨平,王滕. 光伏支架用550 MPa级热镀锌高强钢的研发[J]. 鞍钢技术,2024(4):39-42.
(Chen Hongye, Yang Ping, Wang Teng. Development of 550 MPa grade hot-dip galvanized high-strength steel for photovoltaic supports[J]. Angang Technology,2024(4):39-42.)

[6] 张永林,成会朝,杨海锋,等. 800 MPa级光伏支架用钢冲击韧性影响规律及焊接性分析[J]. 焊接学报,2025,46(7):138-144.
(Zhang Yonglin, Cheng Huizhao, Yang Haifeng, et al. Impact toughness influence law and weldability analysis of 800 MPa grade steel for photovoltaic brackets[J]. Transactions of the China Welding Institution,2025,46(7):138-144.)

[7] 常志勇,高秀华,刘志伟,等. 卷取温度对光伏支架用高强耐候钢位错密度的影响[J]. 钢铁研究学报,2025,37(6):792-801.
(Chang Zhiyong, Gao Xiuhua, Liu Zhiwei, et al. Effects of coiling temperature on dislocation density of high-strength weathering steel for photovoltaic support[J]. Journal of Iron and Steel Research,2025,37(6):792-801.)

[8] 黄泉开,高小尧,贾志雷,等. 550 MPa级高强耐蚀光伏支架的开发及耐蚀性研究[J]. 山西冶金,2024,47(9):44-46.
(Huang Quankai, Gao Xiaoyao, JiaZhilei, et al. Development and corrosion resistance study of 550 MPa high strength and corrosion resistant photovoltaic brackets[J]. Shanxi Metallurgy,2024,47(9):44-46.)

[9] 梁云科. 低成本Q355B热轧带钢生产工艺研究与实践[J]. 山西冶金,2022,45(9):79-81.
(Liang Yunke. Research and practice on production technology of low cost Q355B hot rolled strip steel[J]. Shanxi Metallurgy,2022,45(9):79-81.)

[10] 王立辉,唐荻,陈宇. 发动机轴瓦钢背用低Si冷轧带钢性能稳定性分析[J]. 热加工工艺,2010,39(20):52-54.
(Wang Lihui,Tang Di,Chen Yu. Analysis on property stability of cold-rolled strip steel with low Si for steel backing of engine bushing[J]. Hot Working Technology, 2010, 39(20): 52-54.)

[11] 王俊山,史培阳,刘承军,等. 镍含量对高强耐候钢组织与性能的影响[J]. 材料与冶金学报,2015,14(2):135-138.
(Wang Junshan,Shi Peiyang,Liu Chengjun,et al.Effect of Ni content on structure and properties of high strength weathering resistant steel[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2015,14(2):135-138.)

[12] 宋丽英,周聪,高秀华,等. 集装箱用高强耐候钢组织及腐蚀行为研究[J]. 材料与冶金学报,2022,21(3):220-227.
(Song Liying, Zhou Cong, Gao Xiuhua, et al. Study on the microstructures and corrosion behavior of high strength weathering steel for container[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2022,21(3):220-227.)

[13] 鲁俊辉,郭维维,黄惠,等. 超级耐候钢在光伏支架上的应用[J]. 科技与创新,2024(11):179-181.
(Lu Junhui, Guo Weiwei, Huang Hui, et al. Application of super weathering steel in photovoltaic support[J]. Science and Technology & Innovation,2024(11):179-181.)

[14] 孙美佳,孔维淼,廉功豪,等. 连铸圆坯等轴晶区自动识别与智能分析[J]. 材料与冶金学报,2025,24(5):517-528.
(Sun Meijia,Kong Weimiao,Lian Gonghao,et al. Automatic identification and intelligent analysis of equiaxial crystal regions in continuous casting round billets[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2025,24(5):517-528.)

[15] 李星彤,龚伟,李帝阅. 基于Boosting算法的转炉终点预测模型[J]. 材料与冶金学报,2025,24(6):589-596.
(Li Xingtong, Gong Wei, Li Diyue. Endpoint prediction model of converter based on Boosting algorithm[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2025,24(6):589-596.)

[16] 曹健,刘立忠,李耀威,等. 基于机器学习的合金钢拉伸性能预测及SHAP特征分析[J]. 材料与冶金学报,2025,24(4):393-402.
(Cao Jian,Liu Lizhong,Li Yaowei,et al. Prediction of tensile properties of alloy steel based on machine learning and SHAP feature analysis[J]. Journal of Materials and Metallurgy,2025,24(4):393-402.)

[17] 王孟超,武川,孟亚飞,等. 基于机器学习模具钢大型锻件力学性能预测[J]. 精密成形工程,2024,16(12):198-208.
(Wang Mengchao,Wu Chuan,Meng Yafei,et al. Prediction of mechanical properties of large forgings in mold steel based on machine learning[J]. Journal of Netshape Forming Engineering,2024,16(12):198-208.)

[18] 田亚强,林文婷,张明山,等. 基于机器学习的Q&P钢力学性能预测[J]. 金属热处理,2026,51(4):11-19.
(Tian Yaqiang,Lin Wenting,Zhang Mingshan,et al. Prediction of mechanical properties of Q & P steel based on machine learning[J]. Heat Treatment ofMetals,2026,51(4):11-19.)

[19] 周军,刘朝阳,黄颖. 基于机器学习的先进高强汽车钢力学性能预测与可解释性分析[J]. 金属热处理,2026,51(3):294-301.
(Zhou Jun, Liu Zhaoyang, Huang Ying. Prediction and interpretability analysis of mechanical properties of advanced high-strength automotive steel based on machine learning[J]. Heat Treatment ofMetals,2026,51(3):294-301.)

[20] 何欣. 基于智能算法的耐候钢综合性能预测和逆向设计[D]. 沈阳:东北大学,2023.
(He Xin. Comprehensive performance prediction and reverse design of weathering steel based on intelligent algorithm[D]. Shenyang:Northeastern University,2023.)