

北京航空航天大学学报
Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics
ISSN 1001-5965,CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目：基于机器学习的管材小半径弯曲成形壁厚增厚行为预测
作者：方军，谢琪龙，尚文瑄，赵煜程，林云峰，王克鲁
DOI：10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0391
收稿日期：2026-06-12
网络首发日期：2026-11-09
引用格式：方军，谢琪龙，尚文瑄，赵煜程，林云峰，王克鲁．基于机器学习的管材小半径弯曲成形壁厚增厚行为预测[J/OL]．北京航空航天大学学报．https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0391



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于机器学习的管材小半径弯曲成形壁厚增厚行为预测

方军[1,2]，谢琪龙[1]，尚文瑄[1]，赵煜程[1]，林云峰[2,✉]，王克鲁[3]

（1.江西科技师范大学 机械工程系，南昌 330038；2.全省航空金属管件弯曲成形技术与装备重点实验室，丽水 323000；3.南昌航空大学 材料科学与工程学院，南昌 330063）

*通信作者 E-mail: lslyf@lsu.edu.cn

摘要 为了对 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为进行精准预测，优化工艺参数以有效控制壁厚增厚行为。采用有限元分析与正交实验相结合的方法，研究了工艺参数对 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为影响的显著性及规律；通过 Altair® AI Studio™ 机器学习平台建立了显著性工艺参数与最大壁厚增厚率 Δt_{imax} 之间的定量映射关系机器学习模型，智能优化了显著性工艺参数和同步预测了 Δt_{imax}，并采用额外仿真样本对机器学习模型进行了外推验证。结果表明：影响壁厚增厚率的显著性工艺参数依次为：防皱模与管材的间隙 C_{w}、弯曲模与管材的摩擦系数 f_{b}、压力模与管材的间隙 C_{p}、芯棒与管材的间隙 C_{m}、芯棒与管材的摩擦系数 f_{m}、防皱模与管材的摩擦系数 f_{w}、弯曲模与管材的间隙 C_{b}、芯棒伸出量 e、压力模助推速度 v_{p}；壁厚增厚率随 f_{m}、C_{b}、e、v_{p} 的增大而增大，随 C_{w}、f_{b}、C_{p}、C_{m}、f_{w} 的增大而减小；智能优化的显著性工艺参数 C_{w}=0.2mm、f_{b}=0.35、C_{p}=0.2mm、C_{m}=0.2mm、f_{m}=0.05、f_{w}=0.3、C_{b}=0.1mm、e=2mm、v_{p}=10.1632mm/s，以及同步预测的 Δt_{imax}=15.316%；机器学习预测结果与有限元仿真结果的最大相对误差为 4.5%，可用于快速准确的预测 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为。

关键词 21-6-9 不锈钢管；壁厚增厚；正交实验；机器学习；小半径弯曲

中图分类号 TG386 文献标志码 A DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0391

Prediction of wall thickening behaviors of pipe during small-radius bending forming based on machine learning

FANG Jun[1,2]，XIE Qilong[1]，SHANG Wenxuan[1]，ZHAO Yucheng[1]，LIN Yunfeng[2,✉]，WANG Kelu[3]

（1. Department of Mechanical Engineering, Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang 330038, China; 2. Zhejiang Key Laboratory of Aviation Metal Pipe Bending Technology and Equipment, Lishui 323000, China; 3. School of Materials Science and Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China）

*E-mail: lslyf@lsu.edu.cn

Abstract In order to accurately predict the wall thickening behaviors of 21-6-9 stainless steel pipe during small-radius bending forming, the process parameters were optimized to effectively control the wall thickening behaviors. Using a combination of finite element analysis and orthogonal test, the significance and regularity of the influence of process parameters on the wall thickening behaviors of 21-6-9 stainless steel pipe during small-radius bending forming were investigated. A machine learning model for the quantitative mapping relation for the maximum wall thickening rate Δt_{imax} versus significant process parameters was established through the Altair® AI Studio™ machine learning platform. The significant process parameters were intelligently optimized and Δt_{imax} was synchronously predicted. Additionally, additional simulation samples were used to extrapolatively verify the machine learning model. The results show that the significant process parameters affecting the wall thickening rate are in descending order as: the gap between the wiper die and the pipe C_{w}, the friction coefficient between the bending die and the pipe f_{b}, the gap between the pressure die and the pipe C_{p}, the gap between the mandrel and the pipe C_{m}, the friction coefficient between the mandrel and the pipe f_{m}, the friction coefficient between the wiper die and the pipe f_{w}, the gap between the bending die and the pipe C_{b}, the mandrel extension length e, and

收稿日期：2026-06-12

基金项目：江西省自然科学基金（20192BAB216022）；浙江省自然科学基金（LLSSZ26E050001）；省级大学生创新训练计划（S202511318087）

Fund： Jiangxi Provincial Natural Science Foundation (20192BAB216022); Zhejiang Provincial Natural Science Foundation (LLSSZ26E050001); Provincial College Students' Innovation Training Program (S202511318087)

网络首发时间：2026-11-09 14:04:22 网络首发地址：https://link.cnki.net/urlid/11.2625.v.20261106.1735.004

the boosting speed of the pressure die v_p. The wall thickening rate increases with the increase of f_m, C_b, e, and v_p, and decreases with the increase of C_w, f_b, C_p, C_m, and f_w. The intelligently optimized significant process parameters C_w=0.2mm, f_b=0.35, C_p=0.2mm, C_m=0.2mm, f_m=0.05, f_w=0.3, C_b=0.1mm, e=2mm, v_p=10.1632mm/s, as well as the simultaneously predicted Δt_{imax}=15.316%.The maximum relative error between the machine learning prediction results and the finite element simulation results is 4.5%, which can be used to quickly and accurately predict the wall thickening behaviors of 21-6-9 stainless steel pipe during small-radius bending forming.

Key words 21-6-9 stainless steel pipe; wall thickening; orthogonal test; machine learning; small-radius bending

21-6-9（0Cr21Ni6Mn9N）奥氏体不锈钢因氮元素的固溶强化作用，既具备优良的塑韧性，又兼具极高的强度，在航空、航天等领域得到广泛的应用，主要用于制作飞机液压、燃油管路系统的直角弯头、45º斜弯头等[1]。管材数控弯曲成形集精确性、高效性与柔性化于一体，现已成为航空航天、汽车制造、船舶工业及能源设备等领域不可或缺的先进制造工艺。然而，管材数控弯曲成形依赖于多模具的协同配合，该工艺在成形过程中极易诱发截面畸变、壁厚减薄及壁厚增厚等多种质量缺陷；特别是在小半径弯曲工况下（R/D≤2，R-弯曲半径，D-管径），此类缺陷不仅更易发生，且程度更为严重。其中，壁厚增厚直接导致管内有效流通面积减小。一方面，使得流速骤增，引发湍流、压力波动，增加流体噪声；另一方面，导致流量下降，无法满足系统设计流量要求。此外，壁厚过度增厚引起的起皱直接影响管件的结构完整性、使用性和安全性，成为制约其在高端设备制造领域应用的关键技术瓶颈[2-4]。通过优化调控工艺参数，可重新构建弯管内外侧的应力与应变分布态势，降低壁厚增厚的推动力，进而有效提升弯管成形的品质。因此，针对 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为展开研究，构建预测模型并优化调控工艺参数，这对于丰富管材小半径精准弯曲成形的理论体系及实际应用均具重要意义。

针对管材弯曲成形壁厚增厚行为，国内外学者已开展大量系统性研究。Gou 等[5]研究了附加轴向拉力（AAT）、摩擦系数对等曲率（R/D=1）0Cr18Ni9 不锈钢管无芯弯曲成形壁厚增厚的影响，发现摩擦系数过小会导致 AAT 不足，引发壁厚显著增厚及皱褶缺陷，并且摩擦系数与壁厚增厚率呈负相关。Fang 等[6]采用有限元方法，探究了相对弯曲半径 R/D 和管材尺寸（D 和壁厚 t）的变化对高强 TA18 钛合金管数控弯曲成形壁厚减薄和增厚的影响，结果发现：当逐渐增大相对弯曲半径 R/D 时，壁厚减薄和增厚的现象也相应减弱；壁厚减薄率会随 D 或 t 数值的增大而略微上升，而壁厚增厚率会随 D 的增大或 t 的减小而上升。Zhang 等[7]采用有限元模拟与实验相结合的方法，系统探究了相对弯曲半径与加载内压对 SUS321 不锈钢薄壁管弯曲-液压复合成形过程壁厚分布的影响规律，结果表明：增大相对弯曲半径可显著降低弯管的最大壁厚减薄与增厚率，施加适当的内压，能有效改善弯管壁厚不均匀性，使内侧增厚得到抑制。Tronvoll 等[8]采用数值模拟结合实验方法，比较研究了压弯与绕弯对 AA6060-T4 铝合金圆管无芯弯曲成形质量的影响，发现两种工艺获得的弯管质量相当，压弯能够较好的抑制回弹，但加剧截面畸变和内侧壁厚增厚程度，而绕弯则加剧壁厚减薄程度。针对 R/D=0.9 的 5A02 铝合金薄壁弯管成形问题，Liu 等[9]提出了推-拉-旋一体化成形新工艺，研究了接触摩擦对弯管成形的影响，发现采用内侧高摩擦、外侧低摩擦的“内大外小”分区润滑策略，能协同抑制内侧壁增厚起皱与输出端口因过度减薄引发的开裂问题。Cheng 等[10]建立了 TA18 钛合金管的 Johnson-Cook 本构模型，并嵌入到加热自由弯曲有限元模型中，然后研究揭示了加热温度、加热时长、轴向推进速度等工艺参数对 TA18 钛合金管加热自由弯曲成形内侧增厚、外侧减薄和截面畸变的影响，并获得优化的工艺参数组合。方军等[11]采用有限元分析方法，研究了管材与各成形模具间的配合间隙对管材弯曲成形壁厚变化的影响，结果发现：抑制壁厚减薄行为，可采取增大管材与芯棒、管材与防皱块之间的间隙，或缩小管材与压块、管材与弯曲模之间的间隙的策略；抑制壁厚增厚行为，可采用缩小管材与芯棒的间隙或增大管材与压块的间隙，其余管材与模具间隙对该缺陷的影响相对较小。刘春梅等[12]搭建了数字化弯管机器人平台，针对 6061 铝合金管材的机器人弯曲工艺，探究了其壁厚演变规律，结果表明：随弯曲角度的不断增大，壁厚增厚率呈现出显著的上升趋势；主动补料可改善壁厚减薄，但会加剧内侧材料堆积与起皱风险。苟毓俊等[13]基于 Johnson-Cook 损伤理论，模拟研究了初弯温度、助推速度及形式对 AZ31B 镁合金管材大曲率无芯弯曲成形壁厚分布的影响。针对 304 不锈钢薄

壁管弯曲成形中易出现截面畸变与起皱等问题，温彤等[14]基于铁磁硬质颗粒的磁流变特性，提出采用铁磁硬质颗粒作为管坯内部填充介质的方法，研究发现采用该方法使弯管壁厚分布均匀，并能有效控制截面畸变与起皱问题。王金明等[15]借助有限元仿真技术，分析了管模间隙对 Ti-2Al-2.5Zr 钛合金管数控弯曲成形壁厚分布和截面畸变的影响，发现外侧壁厚减薄率与管材-弯曲模间隙、管材-压块间隙呈正相关，而与管材-芯轴间隙之间则存在先减后增的非单调关系；增大管材-弯曲模间隙或减小管材-芯轴间隙均抑制内侧壁厚增厚行为。于波等[16]构建了弯曲模对管材摩擦作用的三维力学模型，并采用有限元仿真与实验验证相结合的方法，系统分析了摩擦系数变化对 20#无缝碳钢管弯曲成形质量的影响，发现随着摩擦系数的降低，内侧壁厚增厚程度加剧，外侧壁厚减薄程度减轻，而截面畸变率随摩擦系数的增大呈现先增加后逐渐稳定的变化规律。Jiang 等[17]开发了一种芯球厚度可调的芯棒结构，并借助有限元手段，针对航空超薄壁 304 不锈钢管数控绕弯过程开展仿真分析，研究了不同芯球厚度组合下的成形质量，结果表明：相较于等厚度芯球，不同厚度组合芯球均能抑制壁厚增厚行为；弯曲起始段采用薄芯球并在末端配置厚芯球，可有效控制壁厚减薄行为；增加中等厚或厚芯球的数量能显著减小截面畸变率。葛宇龙等[18]提出了采用有限元模拟结合机器学习的方法，建立了管材数控弯曲成形起皱、壁厚减薄和回弹的预测模型，并通过数值模拟与物理实验相结合的手段，证实了该模型具备良好的可靠性。Ruan 等[19]提出了一种将管材绕弯和管材液压成形相结合的工艺方法，以解决生产大直径弯头时所面临的制造难题。通过实验和模拟研究发现管材绕弯成形外侧壁厚过度减薄，在随后的管材液压成形过程中得到缓解，内侧过度增厚在管材液压成形的拉伸和变薄作用下得到抵消。针对超薄壁管难以通过传统的弯曲工艺进行整体成形，Zhang 等[20]提出了一种液压、推、拉复合加载的弯曲新工艺。通过有限元模拟研究发现较大的内压、摩擦力和模具间隙可以抑制弯管内侧壁厚的增加，但会加剧外侧壁厚的减薄，并获得了优化的工艺参数。Xie 等[21]通过整合响应面法与有限元仿真技术，针对聚氨酯芯棒辅助的薄壁管推弯工艺，分别构建了壁厚减薄、壁厚增厚和截面畸变与聚氨酯泊松比、管材-聚氨酯芯棒的摩擦系数、管材-模具的摩擦系数和芯棒长径比的二阶响应面模型，优化了工艺参数，并通过实验验证了响应面模型的可靠性。郭伟等[22]采用有限元模拟结合正交实验方法，研究了管坯与凹模的间隙、顶推压力、管坯与凹模的摩擦系数对大径厚比薄壁铝管冷推弯成形过程外侧壁厚减薄、内侧壁厚增厚和截面畸变的影响规律，获得了最优的工艺参数，并完成了试验件的制造、测量，验证了最优工艺参数的可靠性。上述研究主要针对管模间隙、摩擦系数、助推速度及形式等部分工艺参数对管材弯曲成形壁厚增厚行为的影响。然而，管材弯曲成形涉及多工艺参数的协调配合，属于复杂的非线性物理过程，全面评价成形过程所涉及的工艺参数对壁厚增厚行为影响的显著性及规律，建立预测模型，优化工艺参数以提高成形质量的报道较少，特别是对小半径弯曲成形壁厚增厚行为的研究更少。

为实现管材小半径高质量弯曲成形，准确预测壁厚增厚行为，达到精确控制的目的。基于 Abaqus 软件构建 *R*/*D* 为 2 的 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形的有限元数值仿真模型，并进行模型的稳定性和可靠性验证；随后，结合正交实验的方差分析方法，筛选出影响壁厚增厚的显著性工艺参数，并分析其影响规律和作用机理；最后，依托 Altair® AI Studio™ 机器学习平台，建立显著性工艺参数与最大壁厚增厚率之间的定量映射关系机器学习模型，优化显著性工艺参数，同步预测最大壁厚增厚率，并通过额外仿真样本数据对机器学习模型的可靠性进行外推验证。

1 有限元模型建立及验证

1.1 有限元模型建立

选取 *D*=15.88 mm，*t*=0.84mm 的 21-6-9 不锈钢管作为研究对象，通过 Abaqus 有限元平台构建 *R/D*=2 的管材小半径弯曲成形有限元模型，如图 1 所示。根据 GB/T 228.1-2021 开展管段单向拉伸试验，获得 21-6-9 不锈钢管的力学性能参数，见表 1 所示，其化学成分，如表 2 所示。采用综合平衡法分析多指标正交实验结果，获得该模型优化的工艺参数，如表 3 所示。其中，压力模助推速度 v_p 与顶推速度 v_d 保持同步，是实现高品质成形的重要因素之一[23]。

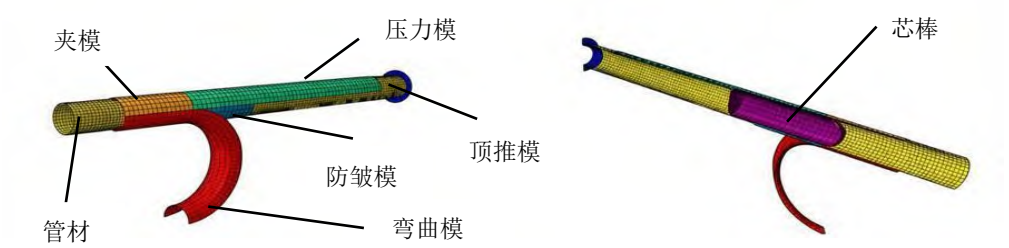

图 1 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形有限元模型
Fig.1 FE model of 21-6-9 stainless steel pipe during small-radius bending forming

表1 21-6-9不锈钢管力学性能参数
Tab.1 Mechanical property parameters of 21-6-9 stainless steel pipe

杨氏模量 E（GPa）	条件屈服强度 $\sigma_{0.2}$（MPa）	硬化指数 n	伸长率 δ（%）	拉伸强度 σ_b（MPa）	强度系数 K（MPa）
193	987	0.177	22	1112	1796.5

表2 21-6-9不锈钢管化学成分（质量分数/%）
Tab.2 Chemical compositions of 21-6-9 stainless steel pipe (mass fraction/%)

C	S	Mn	Mo	Ni	Si	P	N	Cr	Cu
≤0.04	≤0.03	8.00-10.00	≤0.75	5.50-7.50	≤0.10	≤0.03	0.15-0.40	19.00-21.50	≤0.50

表3 21-6-9不锈钢管小半径弯曲成形工艺参数
Tab.3 Process parameters for 21-6-9 stainless steel pipe during small-radius bending

工艺参数	值	工艺参数	值
芯棒与管材间隙C_m（mm）	0.1	弯曲模与管材间隙C_b（mm）	0.1
芯棒与管材摩擦系数f_m	0.05	弯曲模与管材摩擦系数f_b	0.25
芯棒伸出量e（mm）	2.5	压力模助推速度v_p（mm/s）	12.704
压力模与管材间隙C_p（mm）	0.15	防皱模与管材间隙C_w（mm）	0.1
压力模与管材摩擦系数f_p	0.25	防皱模与管材摩擦系数f_w	0.1
弯曲速度ω（rad/s）	0.4	夹模与管材摩擦系数f_c	Rough

注：“Rough”表示接触面一旦接触，两者就不会分离。

1.2 有限元模型的理论评估和可靠性验证

为了对有限元模型进行理论评估，绘制如图 2 所示的模型能量变化曲线。从图 2 可以看出动能（ALLKE）与内能（ALLIE）之比小于 8%，伪应变能（ALLAE）与内能（ALLIE）之比低于 1%，说明了模型未引入显著的动态效应，且不存在沙漏问题。故从理论上表明该模型是稳定可靠的，采用该模型可以得到合理的准静态解。

为了进一步验证模型的可靠性，依托学校数智化成形制造技术团队现有的实验条件，针对 6.35mm×0.41mm（$D\times t$）的 21-6-9 不锈钢管，采用如图 3 所示的 WFCNC-16 数控弯管机开展 R=20mm，弯曲角度为 90º 的数控弯管实验，并将实验结果与有限元模拟结果进行对比分析，其中模拟所设定边界条件和实验条件完全相同。为获取弯管成形后的壁厚分布情况，首先采用线切割加工方式，将试样沿弯曲平面中心所在位置进行纵向切割，切割后的弯管试样如图 4 所示。在此基础上，借助精度为 0.001 mm 的螺旋尖头千分尺进行壁厚测量。由于弯曲变形会导致管材内、外侧脊线位置产生最为明显的壁厚变化，因此将内侧脊线和外侧脊线作为测量位置，以获取壁厚数据。测量顺序为从压块端（弯曲平面 α=0º）到夹块端（初始弯曲平面 α=90º），每隔 10º 对弯管外侧和内侧壁厚进行测量，每处测 3 次，取平均值作为该处的外侧和内侧壁厚值，如图 5 所示。

图 6 所示为实验结果与有限元仿真结果的壁厚增厚率 Δt_i（$\Delta t_i=(t'-t)/t\times100\%$，其中 t'为管材弯曲后最大壁厚）以及壁厚减薄率 Δt_o（$\Delta t_o=(t-t'')/t\times100\%$,其中 t''为管材弯曲后最小壁厚）。观察图 6 可知，有限元模拟预测所得的壁厚增厚率以及壁厚减薄率和实验所得结果吻合性良好，两者的最大相对误差分别为 7.16%与 0.335%。结果出现偏差主要源于实际成形条件与模拟设定之间的差别，实验过程中随着弯曲的进行，管材与模具间的润滑油会不断损耗，使摩擦系数发生变化，而模拟中各接触界面的摩擦系数一旦设定就保持不变。此外，模具的磨损和设备刚度、材料性能的波动等方面均会影

响管材的实际变形，进而导致模拟与物理实验结果之间产生一定偏差。

综上所述，本文开发的有限元模型具备较高的精度和可靠性，可作为研究 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为的有效工具。

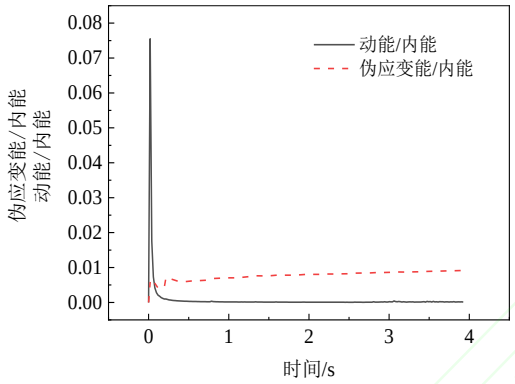

图 2 能量变化曲线图
Fig.2 Energy change curves



图 3 WFCNC-16 数控弯管机
Fig.3 Illustration of NC tube bender WFCNC-16



图 4 剖切弯管
Fig.4 Sectioned bent pipe

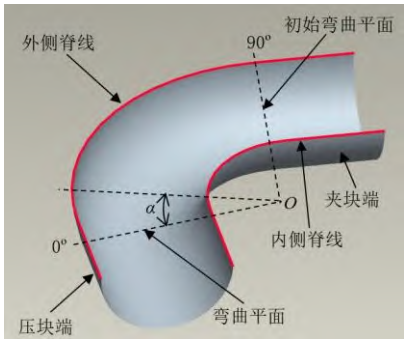

图 5 壁厚测量示意图
Fig.5 Illustration of wall thickness measuring

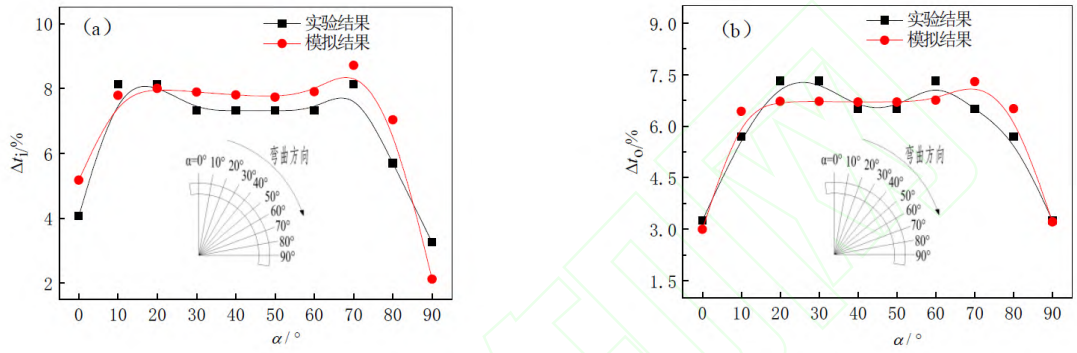

图 6 壁厚增厚（a）与壁厚减薄(b)的仿真与实验对比结果
Fig.6 Simulation and experimental comparison of wall thickening (a) and wall thinning (b)

2 工艺参数对弯管壁厚增厚影响的显著性及规律分析

2.1 正交实验设计与分析

正交实验设计是利用正交表的正交性从全面实验中挑选出有代表性的组合来做实验，其目的是用较少的实验次数获得较为全面、准确的信息，高效分析多个因素对实验结果的影响。

在 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形过程中，内侧壁厚增厚行为受到了多种工艺参数的制约。为了全面剖析工艺参数对壁厚增厚行为的影响及其显著性大小，选取表 3 中除 f_c 之外的其余 11 个工艺参数作为试验因素，每个试验因素设置三个水平，然后采用 $L_{27}(3^{13})$正交表构建试验方案[24]，各因素和水平数，如表 4 所示。采用上述建立的有限元模型，结合试验方案进行模拟实验，计算获得最大壁厚增厚率 Δt_{imax}，见表 5 所示。

表 6 所示为 Δt_{imax} 的极差分析表，其中 R_j 表示第 j 列的极差，而$\overline{K}_{ij}$ 则表示第 j 列的因素在水平 i(i=1，2，3)的条件下，各组试验结果的平均值。 R_j 用于衡量各因素对试验指标的影响程度，其数值越大，则表明第 j 列的因素的水平产生波动对试验结果的影响越显著。从表 6 可以看出，影响壁厚增厚率的工艺参数的主次顺序为 C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e，v_p、 f_p 和 ω。

表4试验因素与水平
Tab. 4 Experimental factors and levels

因素	C_b	C_m	f_b	f_m	e	v_p	C_p	C_w	f_p	f_w	ω
水平 1	0.1	0.1	0.15	0.05	2	10.1632	0.1	0.1	0.15	0.1	0.2
水平 2	0.15	0.15	0.25	0.15	2.5	12.7040	0.15	0.15	0.25	0.2	0.4
水平 3	0.2	0.2	0.35	0.25	3	15.2448	0.20	0.2	0.35	0.3	0.6

表5 Δt_{imax}的试验结果

Tab. 5 Experimental results for Δt_{imax}

序号	Δt_{imax}/%	序号	Δt_{imax}/%	序号	Δt_{imax}/%
1	19.98	10	19.43	19	20.33
2	20.04	11	18.62	20	18.12
3	19.64	12	17.02	21	18.42
4	18.56	13	19.61	22	19.58
5	18.13	14	18.72	23	18.11
6	17.91	15	18.91	24	18.88
7	17.71	16	19.34	25	19.01
8	16.93	17	19.61	26	19.01
9	17.23	18	18.15	27	18.64

表 6 Δt_{imax}的极差分析表

Tab. 6 Range analysis table of Δt_{imax}

	C_b	C_m	f_b	f_m	e	v_p	C_p	C_w	f_p	f_w	ω
$\overline{K}_{1j}$	18.459	19.067	19.283	18.397	18.471	18.527	19.259	19.284	18.793	18.999	18.747
$\overline{K}_{2j}$	18.823	18.712	18.588	18.824	18.813	18.792	18.481	18.73	18.678	18.728	18.727
$\overline{K}_{3j}$	18.9	18.403	18.311	18.961	18.898	18.863	18.442	18.168	18.711	18.456	18.709
R_j	0.441	0.664	0.972	0.564	0.427	0.336	0.817	1.116	0.115	0.543	0.038

2.2 方差分析

为了获得影响管材弯曲成形壁厚增厚行为的显著性工艺参数，采用方差分析结合 F 分布表，评估各因素影响的显著性大小，如表 7 所示。表中“显著性”列中“**”和“*”分别表示高度显著影响因素和显著影响因素，“空白”表示无显著影响因数[24]。从表 7 中可以看出，影响壁厚增厚的显著性工艺参数大小依次为：C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e 和 v_p，这与极差分析的结果一致。

图 7 为 Δt_{imax} 的变化趋势图，从图 7 中可以看出，随着 f_m、C_b、e、v_p 的增大，壁厚增厚率加剧，而随着 C_w、f_b、C_p、C_m、f_w 的增大，壁厚增厚率减小。这是由于增大 f_m，能够增强芯棒对管材内壁的轴向摩擦阻力，导致在相同轴向拉力条件下的有效轴向拉应力减小，迫使更多的金属塑性流动转向径向，从而加剧了壁厚增厚行为；增大 C_b，则弯曲模对管材内侧壁材料的径向约束作用减弱，导致材料在弯曲过程中更易于向切向压应力主导的内侧流动并堆积，从而加剧了内侧壁厚的增厚行为；增大 e，使得芯棒与管材内壁的接触面积及摩擦阻力随之显著增加，导致轴向流动受阻，迫使金属材料在径向产生补偿性堆积，从而加剧了壁厚增厚行为；增大 v_p，使得材料塑性变形时的应变速率显著提高，从而增强了材料在切向压应力作用下的流动应力，并使内侧材料轴向流动受阻，导致更多材料在弯曲内侧堆积而加剧壁厚增厚行为。增大 C_w，防皱模对弯曲内侧管壁径向约束作用减弱，受压区金属材料径向堆积受限程度降低，材料轴向流动更为顺畅，内侧管壁挤压聚集效应减弱，因此壁厚增厚行为下降；增大 f_b，管材受到弯曲模向前的摩擦力作用增强，使部分内侧切向压应力被中和，因此管壁增厚现象得以减弱；增大 C_p，则压力模对管材材料的侧推作用减弱，导致弯曲内侧材料所受的切向压应力减小，从而抑制了壁厚增厚行为；增大 C_m，内侧壁所受约束刚度降低，受压区金属径向流动阻力减小，压缩变形得到有效释放，管壁材料堆积效应减弱，最终使得内侧壁厚增厚行为显著下降；增大 f_w，则防皱模对管材的摩擦力作用增强，使得切向压应力降低，进而有效抑制了壁厚增厚趋势。

表7 Δt_{imax}的方差分析表

Tab. 7 ANOVA table for Δt_{imax}

方差来源	自由度	平方和	均方和	F 值	显著性
C_b	2	1	0.5	9.302	**
C_m	2	1.983	0.992	18.447	**
f_b	2	4.517	2.26	42.019	**
f_m	2	1.561	0.78	14.521	**
e	2	0.919	0.46	8.549	*
v_p	2	0.567	0.284	5.274	*
C_p	2	3.82	1.91	35.535	**
C_w	2	5.611	2.81	52.195	**
f_p	2	0.064	0.032	0.595	
f_w	2	1.328	0.664	12.353	**
ω	2	0.06	0.03	0.056	
误差	8	0.43	0.054		
$F_{1-0.01}$=8.65		$F_{1-0.05}$=4.46		$F_{1-0.10}$=3.11	

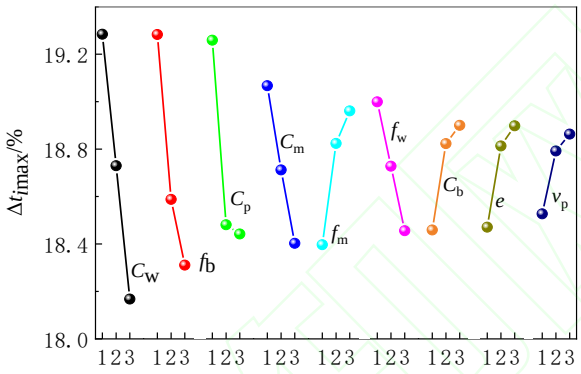

图 7 Δt_{imax} 的变化趋势图

Fig.7 Variation trend chart of Δt_{imax}

3 管材小半径弯曲成形工艺参数优化

3.1 机器学习建模与优化

针对 2.2 节获得的显著性工艺参数 C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e、v_p，结合正交实验结果数据，采用 Altair® AI Studio™ 机器学习平台，构建显著性工艺参数组合与 Δt_{imax} 之间的定量映射关系模型，以实现显著性工艺参数的优化，并同步精准预测 Δt_{imax}，具体见图 8 所示的机器学习流程图。

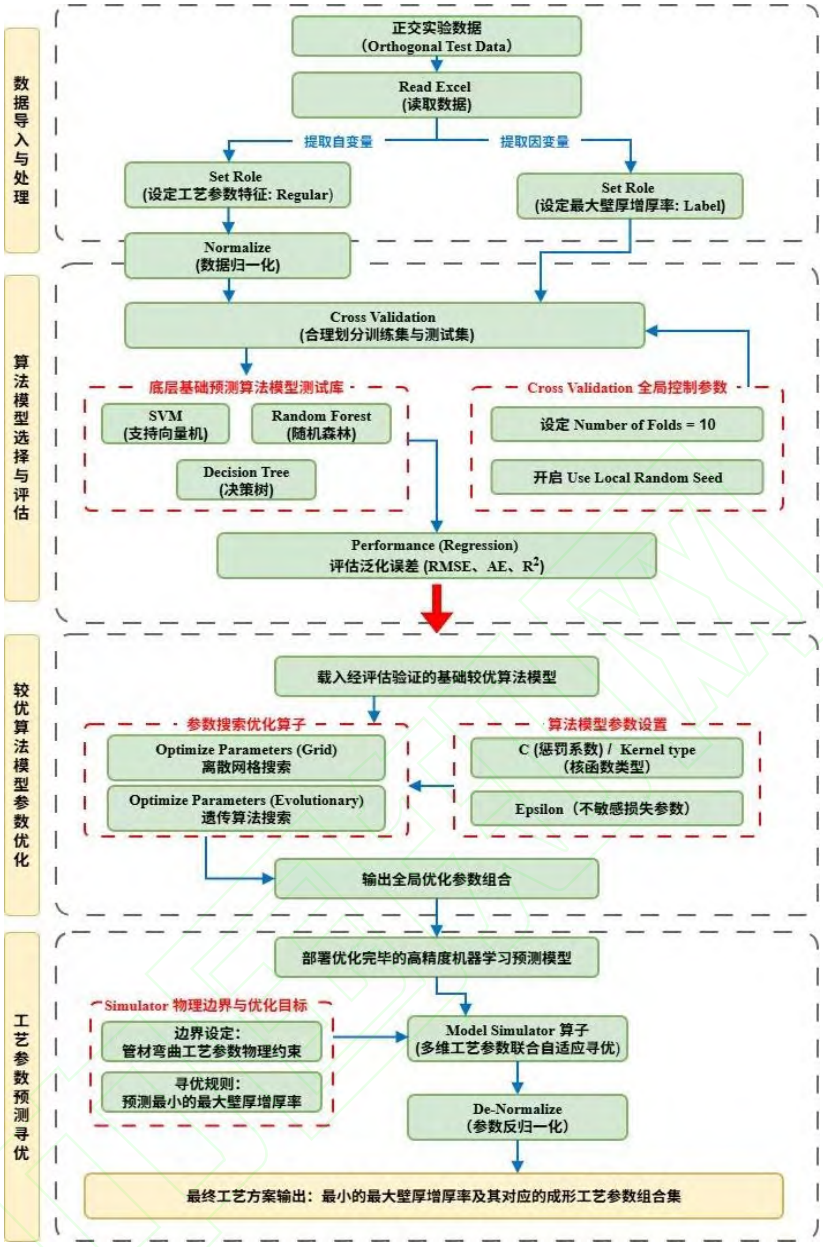

图 8 基于 Altair® AI Studio™ 的机器学习流程图

Fig.8 Machine learning flowchart based on Altair® AI Studio™

如图 8 所示，首先把正交实验结果数据通过“Read Excel”模块导入。其次选择“Set Role”模块，将输入变量（自变量），即显著性工艺参数 C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e 和 v_p 设置为“regular”，把输出变量（因变量）Δt_{imax} 设置为“label”。为了避免输入变量和输出变量存在的量纲或数量级差异对模型训练过程产生较大影响，通过“Normalize”模块，选择线性归一化方法对输入数据进行归一化处理，即将所有数据都转化为[0,1]区间之中的数，以提高模型训练的稳定性。线性归一化计算公式如式（1）所示。

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{1}$$

式（1）中，x 为原始数据中的某一个值，$x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别为该数据集中的最小值和最大值，x'为归一化后的值，范围为[0,1]。

鉴于显著性工艺参数组合与 Δt_{imax} 之间存在非线性关系，因此选择 SVM（支持向量机）、

Random forest（随机森林）、Decision tree（决策树）3 种经典非线性算法作为候选算法。通过对比不同算法模型的预测性能，确定适用于 Δt_{imax} 预测的较优模型。

由于正交实验获得的数据样本数量较少，若直接按照固定比例划分训练集和测试集，容易导致测试样本数量不足，使模型评价结果受到样本随机划分方式的影响。因此，采用“Cross Validation”模块对模型进行训练和性能评估。首先，设置 Number of Folds=10，即采用 10 折交叉验证方法，将 27 组正交实验数据随机划分为 10 个子集，每轮选取 1 个子集作为验证集，其余 9 个子集作为训练集建立模型，循环进行 10 次，使全部样本均参与训练和验证。由于样本数量为 27 组，每轮约有 24~25 组数据用于训练，2~3 组数据用于验证。该方法能够最大程度利用有限样本数据，提高模型评价结果的稳定性和可靠性。其次，开启“Use Local Random Seed”功能以固定数据划分过程中的随机状态，确保各轮交叉验证中数据分组结果恒定，降低分组差异对模型评估的干扰，进而提升实验结果的稳定性与可重复性。最后，把“算法”子模块植入“Cross Validation”模块内部，经处理输出各算法模型的评估指标，具体见表 8 所示。选用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）以及平均绝对误差（AE）作为评估指标，对模型预测精度与拟合性能开展定量分析。其中，R^2 衡量模型对数据波动的阐释力度与拟合水准，该值越逼近 1，表明模型的拟合质量越高、泛化能力越突出；RMSE 与 AE 能够反映预测结果与真实值之间的偏离程度，指标数值越小，意味着模型的预测可靠性与输出稳定性越佳[25]。考虑到 SVM 算法模型相比于其他模型对上述 3 个评估指标的独特优势，优选 SVM 算法模型用于显著性工艺参数的智能优化及 Δt_{imax} 的同步预测。

表8 算法模型指标

Tab. 8 Algorithm model indicators

算法	R^2	RMSE	AE
SVM	0.841	0.429	0.360
Random forest	0.815	0.776	0.712
Decision tree	0.169	1.375	1.139

SVM 适用于处理小样本、非线性关系的数据建模问题。该方法并不直接拟合所有样本点，而是通过寻找满足误差约束条件的回归函数，使模型在保证预测精度的同时具有较好的泛化能力[25]。当输入参数与目标响应之间存在复杂非线性映射关系时，SVM 可借助核函数实现特征空间转换，从而建立更加有效的非线性预测模型。基于前期方差分析确定的显著性工艺参数—C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e、v_p 作为模型的输入变量，Δt_{imax} 作为输出变量，SVM 模型示意图如图 9 所示。

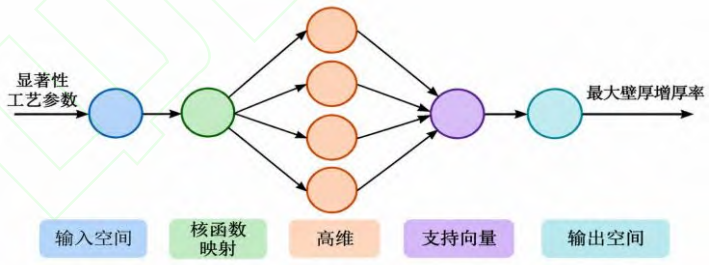

图 9 SVM 模型示意图

Fig.9 Schematic diagram of the SVM model

为进一步提高 SVM 模型预测精度，采用“Optimize Parameters (Evolutionary)”与“Optimize Parameters (Grid)”相结合的方法对模型超参数进行优化。选取核函数类型 Kernel type、惩罚系数 C 以及不敏感损失参数 Epsilon 作为优化参数，具体参数范围如表 9 所示。

核函数类型决定模型对输入工艺参数非线性关系的表达能力。由于研究对象为小样本非线性预测问题，分别选取线性核（dot）、高斯径向基核（radial）和多项式核（polynomial）进行模型寻优，以比较不同核函数对预测性能的影响。惩罚系数 C 用于控制模型复杂度与拟合误差之间的平衡。C 取值过小时，模型约束较弱，可能导致欠拟合；C 取值过大时，模型容易过度拟合训练样本。因此，基于 SVM 模型中超参数优化中常用的搜索范围，并结合小样本数据特点，将 C 设置为 0.01~100，使参数

搜索覆盖低、中、高不同复杂程度的模型。Epsilon 用于定义回归模型允许误差范围，较小的 Epsilon 能够提高模型对数据变化的敏感性，但可能降低模型稳定性；较大的 Epsilon 可以减少模型复杂度，但可能降低预测精度。因此，综合考虑预测精度与模型稳定性，将 Epsilon 设置为 0.01~1。

采用遗传算法，在高维参数空间中对核函数类型 Kernel type、惩罚系数 C 及不敏感损失参数 Epsilon 进行全局启发式搜索，快速锁定潜在的最优参数区域，如表 9 所示；然后，引入离散网格搜索算法在潜在最优参数区域内进行区间迭代与精细搜索，获得最优算法模型参数及指标，如表 10 所示。相比于表 8，表 10 中的 RMSE 与 AE 值更小，R 更接近 1，证实了 SVM 算法模型经参数寻优后的预测精度和泛化能力得到了有效提升。这种混合优化策略既保证了参数搜索的高效性，又确保了最终参数组合的局部精确性，从而有效提升模型的预测精度与泛化能力。

表9 算法模型潜在最优参数区域

Tab.9 Potential optimal parameter region of algorithm model

Kernel type	C	Epsilon
dot、radial、polynomial	0.01~100	0.01~1

注：dot 表示线性核，radial 表示高斯径向基核，polynomial 表示多项式核。

表10 最优算法模型参数及指标

Tab. 10 Optimal algorithm model parameters and model indicators

Kernel type	C	Epsilon	RMSE	AE	R^2
dot	0.301111	0.178518	0.385	0.335	0.955

为了实现显著性工艺参数的智能优化与 Δt_{imax} 的同步精准预测，在优化后的算法模型基础上增加“Model Simulator”模块，借助“Model Simulator”模块的参数优化功能，以 Δt_{imax} 最小化为预设约束条件，启动自动搜索迭代过程，通过对显著性工艺参数的多轮筛选与调试。随后通过“De-Normalize”模块，对模型参数进行反归一化处理，将其恢复至原始数据尺度，具体计算公式见式（2）。最终获得满足约束要求的工艺参数最优组合为：C_w=0.2mm、f_b=0.35、C_p=0.2mm、C_m=0.2mm、f_m=0.05、f_w=0.3、C_b=0.1mm、e=2mm、v_p=10.1632mm/s，并同步预测出 Δt_{imax}=15.316%。

$$x = x'(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \tag{2}$$

3.2 预测结果验证

为定量验证基于 SVM 的机器学习预测结果的可靠性，基于优化后的显著性工艺参数结果，采用 1.1 节所建立的有限元模型，开展虚拟仿真实验，获得壁厚增厚率曲线，如图 10 所示。由图 10 可知，Δt_{imax} 为 13.36%，与机器学习预测结果接近，两者的绝对误差为 1.956%，表明所建立的 SVM 模型能够较好地预测管材小半径弯曲成形过程壁厚增厚行为。图 11 为机器学习预测结果与正交实验结果的相对误差，从图 11 中可知，两者的相对误差均控制在 5%以内，且最大误差仅为 4.16%，表明了基于 Altair® AI Studio™ 平台的 SVM 模型对已有样本的拟合能力较好。

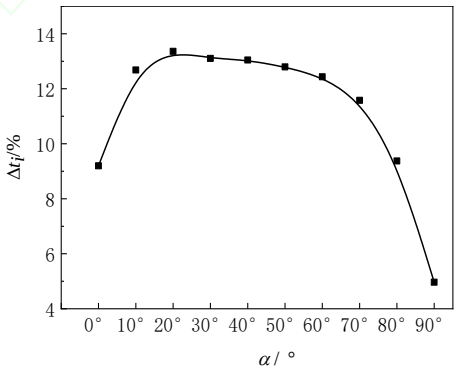

图 10　壁厚增厚率曲线

Fig.10 Wall thickening rate curve

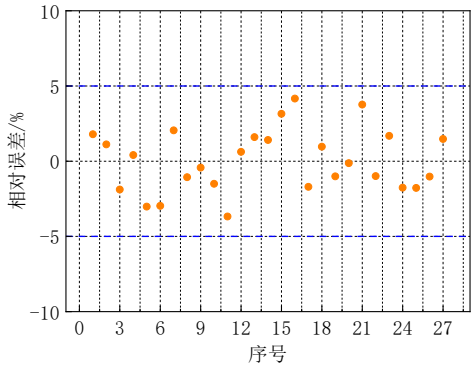

图 11 相对误差散点图
Fig.11 Scatter plot of the relative errors

为了定性验证机器学习模型的可靠性，采用机器学习方法分析显著性工艺参数对 Δt_{imax} 的影响规律及产生的原因。基于 3.1 节机器学习获得的最优工艺参数组合，采用单因素法结合 SVM 模型，预测得到 Δt_{imax} 与各显著性工艺参数之间的关系曲线，如图 12 所示。由图 12 可以看出，SVM 模型预测得到的 Δt_{imax} 与各显著性工艺参之间的关系曲线与图 7 的结果保持一致，说明该模型能够有效预测工艺参数的变化对 Δt_{imax} 的影响规律。各工艺参数对 Δt_{imax} 的影响规律及产生的原因，详情见 2.2 节。

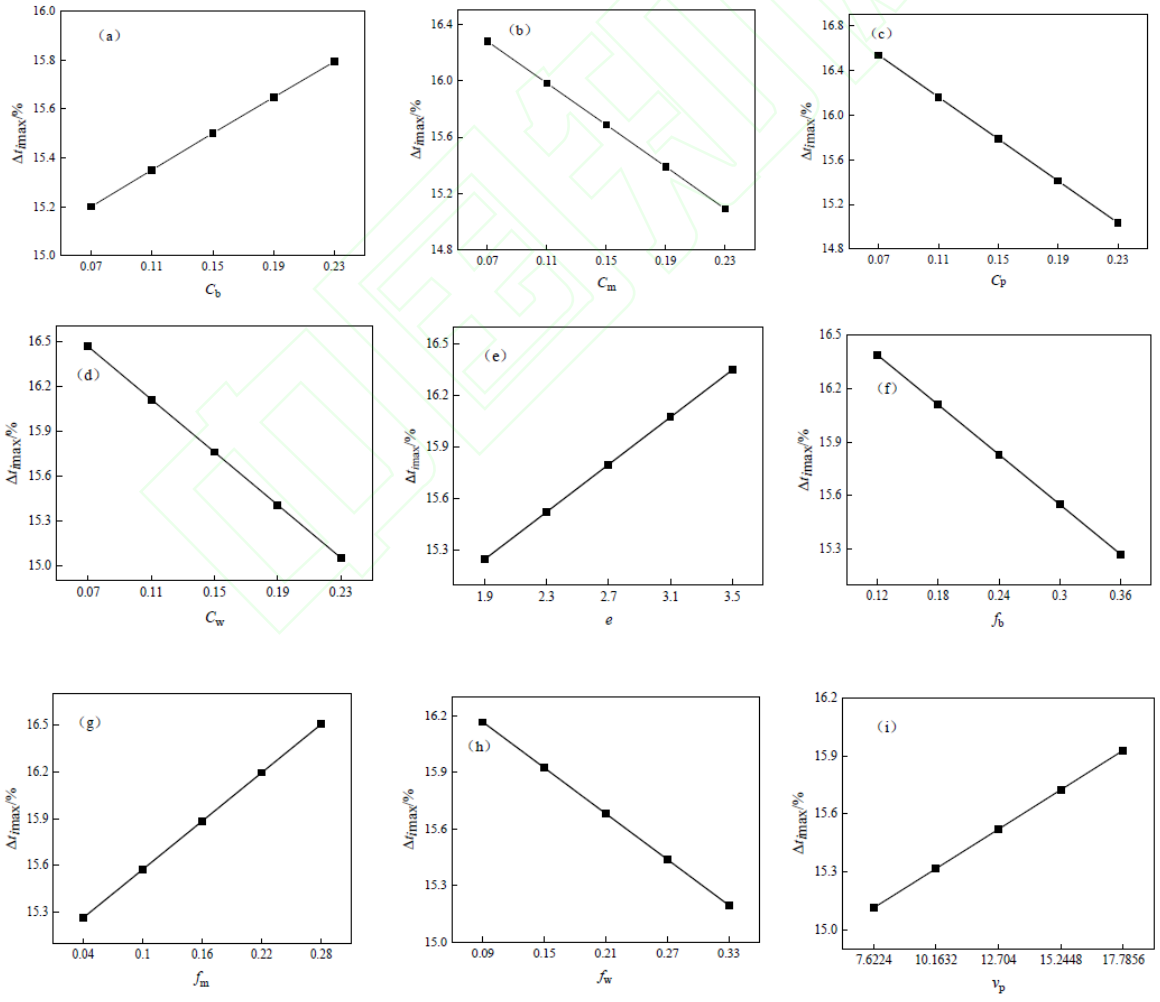

图 12 机器学习预测的 Δt_{imax} 变化趋势图
Fig.12 Trend plot of predicted Δt_{imax} in machine learning

为了进一步验证机器学习的预测精度，采用所建立的有限元模型，开展除 2.1 节设计的正交实验方案以外的额外仿真实验，获取 Δt_{imax} 与工艺参数的额外样本数据，然后对 SVM 模型进行外推验证。有限元仿真结果与 SVM 模型预测结果对比，如图 13 所示。从图 13 可以看出，各组实验条件下 SVM 模型预测值与仿真值的相对误差均在 5%以内，且最大相对误差仅为 4.5%，表明了 SVM 模型能够较为准确地反映各个参数与 Δt_{imax} 的函数关系，其在工艺参数优化问题上具有较强的可行性与高效性，可用于快速准确的预测 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为。

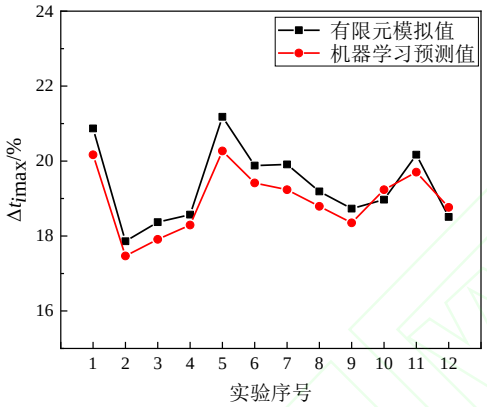

图 13 SVM 模型预测结果与有限元仿真结果对比
Fig.13 Comparison of the prediction results of the SVM model with the finite element simulation results

4 结 论

1）影响壁厚增厚率的显著性工艺参数依次为：C_w、f_b、C_p、C_m、f_m、f_w、C_b、e、v_p，且壁厚增厚率与 f_m、C_b、e、v_p 成正相关，与 C_w、f_b、C_p、C_m、f_w 成负相关。

2）建立了显著性工艺参数与 Δt_{imax} 之间的定量映射关系机器学习模型，智能优化的显著性工艺参数 C_w=0.2mm、f_b=0.35、C_p=0.2mm、C_m=0.2mm、f_m=0.05、f_w=0.3、C_b=0.1mm、e=2mm、v_p=10.1632mm/s，以及同步预测的 Δt_{imax}=15.316%。

3）机器学习预测结果与有限元仿真结果的最大相对误差仅为 4.5%，可用于快速准确的预测 21-6-9 不锈钢管小半径弯曲成形壁厚增厚行为。

参考文献(References)

[1] SAE AMS5561H-2021, Steel, corrosion and heat-resistant, welded and drawn or seamless and drawn tubing 9. 0Mn-20Cr-6. 5Ni 0. 28N high-pressure hydraulic[S].

[2] 郭训忠，陶杰，王辉. 航空导管先进成形技术的研究进展[J]. 南京航空航天大学学报，2020，52（1）：12-23.
GUO Xunzhong, TAO Jie, WANG Hui. Research progress on advanced forming technology for aviation tube [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,2020,52(1):12‐23.

[3] Yang H, Li H, Zhang Z Y, et al. Advances and trends on tube bending forming technologies [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(1):1-12.

[4] 万涛，方军，尚文瑄，等. 小弯曲半径管材绕弯成形壁厚增厚行为预测[J]. 塑性工程学报，2024，31（12）：26-33.
WAN Tao,FANG Jun,SHANG Wenxuan, et al. Wall thickness thickening behavior prediction of tube rotary draw bending with small bending radius[J]. Journal of Plasticity Engineering,2024,31(12):26-33.

[5] Gou Y J, Shuang Y H, Zhou Y, et al. Effect of additional axial tension on formability of equal curvature-diameter bending without mandrel for 0Cr18Ni9 stainless steel tube [J]. Materials Research Express, 2019,6(6):066518.

[6] Fang J, Liang C, Lu S Q, et al. Effect of geometrical parameters on forming quality of high-strength TA18 titanium alloy tube in numerical control bending[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2018, 28(2):309-318.

[7] Zhang X L, Xiao J, Xie X D, et al. Bending-hydraulic forming stainless steel thin-walled tube fittings wall thickness distribution law research[J]. International Journal of Lightweight Materials and Manufacture, 2025, 8(3): 402-414.

[8] Tronvoll S A, Ma J, Welo T. Deformation behavior in tube bending: a comparative study of compression bending and rotary draw bending[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 124(3): 801-816.

[9] Liu J S, Xu X F, Peng M L, et al. Numerical simulation and experimental study on push–pull-rotate–integrated bending forming of 5A02 aluminum alloy[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2025, 137(11): 6091-6106.

[10] Cheng Z H, Abd El-Aty A, Zhang R S X, et al. Finite element modeling and experimental investigation on manufacturing TA18 alloy pipes via hot free bending forming technology: Forming characteristics and process optimization[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2024, 29: 5225-5240.

[11] 方军，鲁世强，王克鲁，等. 管模间隙对 21-6-9 高强不锈钢管数控绕弯成形质量的影响[J]. 北京理工大学学报，2015，35

（09）：886-891．FANG Jun， LU Shiqiang， WANG Kelu， et al． Effect of clearance between tube and dies on forming quality in NC bending process of high strength 2l-6-9 stainless steel tube[J]． Journal of Beijing Institute of Technology， 2015， 35（09）：886-891．

[12] 刘春梅，郑硕，郭文凤，等． 基于工业机器人的数字化弯管成形技术研究[J]．航空制造技术，2022，65（13）：63-69．
LIU Chunmei, ZHENG Shuo, GUO Wenfeng, et al. Research on digital tube bending technology based on industrial robot[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(13): 63–69.

[13] 苟毓俊，双远华，周研，等． 镁合金管材大曲率无芯弯曲损伤及壁厚变化研究[J]．稀有金属材料与工程，2018，47（08）：2422-2428．
GOU Yujun, SHUANG Yuanhua, ZHOU Yan, et al. Damage and wall thickness variation of magnesium alloy tube in large curvature and no-mandrel bending process[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2018,47(08):2422-2428.

[14] 温彤，张智顺，张梦，等． 基于磁流变颗粒填充体的薄壁管精密弯曲成形[J]．华中科技大学学报（自然科学版），2018，46（07）：63-66．
WEN Tong, ZHANG Zhishun, ZHANG Meng, et al. Precision bending of thin-walled tubes based on inserted magnetic rheological particles as infill[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Nature Science Edition),2018,46(07):63-66.

[15] 王金明，王华，徐振华，等． 管模间隙对 Ti-2Al-2．5Zr 钛合金管材数控弯曲成形质量的影响[J]．锻压技术，2024，49（01）：81-88．
WANG Jinming, WANG Hua, XUN Zhenhua, et al. Influence of clearance between pipe and die on CNC bending quality for Ti-2Al-2.5Zr titanium alloy pipe[J]. Forging & Stamping Technology, 2024,49(01): 81-88.

[16] 于波， 舒送， 程宗辉， 等． 摩擦效应对三维自由弯曲过程中管材变形行为的影响规律研究[J]．兵器装备工程学报，2023，44（02）：203-210．
YU Bo, SHU Song, CHENG Zonghui, et al. Investigation on the influence of friction effect on tube deformation in 3D free bending process[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2023,44(02):203-210

[17] Jiang L F, Lin Y C, Li H, et al. A new mandrel design with mandrel ball thickness variation for the bending process of aviation ultra-thin-walled tubes[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 122(3): 1805-1819.

[18] 葛宇龙， 李晓星，郎利辉， 等． 基于机器学习的管材数控弯曲质量预测[J]． 北京航空航天大学学报， 2016， 42（8）：1691-1697．
GE Yulong, LI Xiaoxing, LANG Lihui, et al. Tube numerical controlled bending quality prediction based on machine learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(8):1691-1697.

[19] Ruan S W, Hamza B, Cheng P Z, et al. Combined rotary draw tube bending and hydroforming: thickness recovery and defect optimization[J]. International Journal of Material Fromging,2025,18:36.

[20] Zhang X, Zhao C C, Du B, et al. Research on hydraulic push-pull bending process of ultra-thin-walled tubes[J]. Metals, 2021, 11:1932.

[21] Xie W L, Jiang W H, Wu Y F, et al. Process parameter optimization for thin-walled tube push-bending using response surface methodology[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 118(11-12):3833-3847.

[22] 郭伟， 杨坪川， 杨景超， 等． 大径厚比薄壁铝管冷推弯成形工艺参数研究及验证[J]． 塑性工程学报， 2025， 32 （2）：28-37．
GUO Wei, YANG Pingchuan, YANG Jingchao, et al. Research and verification of cold push-bending process parameters of thin-walled aluminum tubes with large diameter-to-thickness ratio [J]. Journal of Plasticity Engineering, 2025, 32 (2): 28-37.

[23] Li H, Yang H, Zhan M, et al. Deformation behaviors of thin-walled tube in rotary draw bending under push assistant loading conditions[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2010, 210(1): 143-158.

[24] 庄楚强，何春雄．应用数理统计基础[M]．4 版．广州：华南理工大学出版社， 2013．
ZHUANG Chuqiang, HE Chunxiong. Fundamentals of applied mathematical statistics [M]. The 4th Edition. Guangzhou: South China University of Technology Press, 2013.

[25] 赵炼，吴扬东，邓智方，等． 基于 VMD 复合神经网络模型的手势动作预测[J]．计算机科学，2025，52（11）：166-174．
ZHAO Lian, WU Yangdong, DENG Zhifang, et al. Gesture action prediction based on VMD composite neural network model[J]. Computer Science, 2025, 52(11):166-174.