

·教育与教学·

机器学习赋能传统高分子实践课程建设与创新

——以中空吹塑实验为例

刘汉超¹ 单雪影² 李锦春^{1*}

(常州大学¹材料科学与工程学院²安全科学与工程学院 常州 213164)

摘要: 智能制造浪潮正推动着高分子加工专业迈向新的发展阶段,而以机器学习为代表的人工智能技术正在成为突破传统经验瓶颈、实现加工过程智能优化的重要驱动力。立足行业背景,本研究针对当前高分子材料与工程专业教学中机器学习课程与真实工程场景契合度不足的问题,以中空吹塑本科实验课程为载体,开展了一项融合数据智能与专业实践的教学创新。利用BP神经网络,结合遗传算法,优化中空吹塑工艺中模口温度、合模速度、气流流速、吹气时间和降温时间五项关键工艺参数,建立预测模型,为制件垂直载压强度的提升提供最优工艺参数组合,并通过性能验证,实现“制件生产—数据获取—模型构建—算法优化—结果验证”教学路径的完整闭环。改革后的实验课程不仅培养学生掌握传统高分子材料加工工艺,更引导其亲历机器学习赋能传统高分子加工的全流程,成功地将机器学习从理论仿真延伸至真实工艺环境,帮助学生建立起“工艺—结构—性能”专业认知与“数据—模型—决策”计算思维之间的深刻联系,为高分子智能制造产业升级进程中新型专业人才的培养提供了可参考的路径。

关键词: 中空吹塑; 机器学习; 教学创新; 课程建设; 高分子加工

Machine Learning-Enabled Construction and Innovation of Traditional Polymer Practice Courses

—A Case Study of the Hollow Blow Molding Experiment

LIU Han-chao¹, SHAN Xue-ying², LI Jin-chun^{1*}

(¹School of Materials Science and Engineering, ²School of Safety Science and Engineering,
Changzhou University, Jiangsu 213164)

Abstract: The advancement of intelligent manufacturing is driving the evolution of polymer processing into a new developmental stage. Artificial intelligence technologies, particularly machine learning (ML), have become key enablers for overcoming the limitations of traditional empirical methods and achieving intelligent optimization of processing workflows. In response to the current gap between ML education and real engineering applications in polymer materials curricula, this study introduces a teaching innovation that integrates data-driven intelligence with professional practice through an undergraduate hollow blow molding experiment. Specifically, a hybrid approach combining a BP neural network with a genetic algorithm was applied to optimize five critical process parameters in hollow blow molding: die temperature, mold closing speed, airflow rate, blowing time, and cooling time. A predictive model was developed to identify the optimal parameter set for maximizing the vertical compressive strength of molded parts. Experimental validation confirmed the effectiveness of this approach, establishing a complete instructional

2026-01-16 收稿, 2026-03-02 录用

基金项目: 江苏省高等学校教育信息化研究课题(项目号 2023JSETKT051)

* 通信联系人: 李锦春, E-mail: lijinchun88@163.com

doi: 10.14028/j.cnki.1003-3726.2026.26.023

loop encompassing component fabrication, data collection, model building, algorithmic optimization, and result verification. The redesigned course not only strengthens students' mastery of conventional polymer processing techniques but also guides them through the entire workflow of applying ML to real-world process optimization. This initiative effectively bridges ML theory with practical manufacturing scenarios, while deepening students' understanding of the "process-structure-property" relationship in polymer science and fostering computational thinking framed around "data-model-decision". The project offers a replicable model for cultivating talent capable of supporting the transformation and upgrading of the intelligent polymer manufacturing industry.

Keywords: Hollow blow molding; Machine learning; Teaching innovation; Curriculum development; Polymer processing

引用: 刘汉超, 单雪影, 李锦春. 机器学习赋能传统高分子实践课程建设与创新: 以中空吹塑实验为例. 高分子通报, doi: 10.14028/j.cnki.1003-3726.2026.26.023

Citation: Liu, H. C.; Shan, X. Y.; Li, J. C. Machine learning-enabled construction and innovation of traditional polymer practice courses—a case study of the hollow blow molding experiment. *Polym. Bull.* (in Chinese), doi: 10.14028/j.cnki.1003-3726.2026.26.023

高分子材料的先进成型工艺是现代制造业实现轻量化、功能集成与可持续发展的核心基石。近年来,机器学习等人工智能技术的蓬勃发展对传统高分子材料成型加工技术的数据分析、工艺优化与质量控制模式产生了深刻的变革性影响。通过挖掘工艺数据与性能间的复杂关系,机器学习正推动着注塑成型、复合材料铺层等工艺向智能化、精准化跃升,显著提升了生产效率和产品一致性^[1-3]。

我校高分子材料与工程专业作为国家级特色专业,始终注重理论与实践相结合,在本科培养中通过专业综合实验与校内实习系统训练学生掌握挤出、注塑等核心高分子加工工艺,旨在通过“设备操作—参数优化—制品分析”的全流程实践,强化“工艺—结构—性能”的实践认知。在人工智能浪潮的推动下,学校也开设了《人工智能理论与实践》等通识类课程,旨在引导学生掌握机器学习等智能技术在各专业中的应用范式,培育能够引领未来产业智能化升级的新型工科人才。然而,目前机器学习与专业教学的结合仍多局限于算法仿真与课堂理论,尚未深入融入材料制备、测试等实践环节。教学效果的多维度评测结果显示,学生在相关理论课程中,能够较好地掌握机器学习的基本原理与算法框架,对人工智能的发展脉络与核心逻辑形成大致认知。然而,当问题转向专业领域时,学生们普遍难以在抽象的算法模型与高分子材料研发、工艺优化等具体工程问题之间建立有效联结,无法形成清晰、具象化的

技术解决思路。这种理论与实践脱节的现状,在传统高分子专业课程的教学互动中体现得尤为明显:无论是在针对复杂配方的课堂讨论,还是在以工艺优化或性能预测为目标的项目设计中,学生普遍缺乏主动引入人工智能方法的意识与习惯。他们的思维路径仍高度依赖于经典的理论公式与经验试错,而非尝试利用数据驱动的手段挖掘潜在规律、构建预测模型或优化工艺窗口。这一现象表明,人工智能教学目前仍未能真正改进学生在面对本专业核心问题时的思维方式,难以在真实工程场景中培养“数据驱动决策”的能力,限制了智能技术对传统制造赋能的人才培养效果。

基于以上问题,针对中空吹塑这一传统高分子实验课程,笔者在实现成型工艺教学的基础上,利用机器学习对课程内容进行了改革与创新。该实验以过往实验课程中产生的数据为基础,采用BP神经网络与遗传算法相结合的策略。其中,BP神经网络是一种典型的多层前馈网络,通过误差反向传播算法对网络权值和阈值进行迭代调整,使其能够以任意精度逼近任意复杂的非线性函数,适用于学习吹塑工艺参数(如温度、气流流速等)与制品性能之间复杂的非线性映射关系,为优化提供可靠的预测模型;遗传算法则在此基础上,于多维参数空间内进行高效全局搜索,快速锁定最优工艺组合,克服了传统试错法效率低、易陷入局部最优的局限。本实验通过模型建立、训练与优化,揭示了核心工艺参数与制件性能间的映射关系,得到了最优工艺参数组合;通过对比不

同工艺参数组合下制件的性能,验证了机器学习模型的有效性,并从高分子专业角度,引导学生分析“特征—目标”映射关系与高分子材料“加工工艺—材料结构—性能”内在关联的相通之处。该课程将机器学习与高分子专业实践相融合,一方面夯实了学生在材料成型工艺方面的专业基础,锻炼了动手能力与问题分析能力;另一方面,通过完整参与“数据建模—智能寻优”的流程,引导学生直观体会如何以算法预测替代经验试错,从而应对复杂的工程问题,为学生理解“机器学习赋能材料科学”提供了从理论到实践的纽带。

1 实验设计

本实验设有2部分,具体内容和对应的教学目标如图1所示。在第一部分中,学生自由分为3组,每4人为1组,分别记为组A、组B和组C。进行中空吹塑时,各组的工艺参数有所区别,具体参数见表1。每组需制备5个制件,并进行性能测试。

第二部分中,将各组的工艺参数与对应的制件性能补充进基于历年学生实验数据积累而建立的数据集中,进行BP神经网络的建立与训练,并利用遗传算法(GA)寻优。得到最优参数之后,将

参数输入中空吹塑机中进行制样,并对制件性能进行测试,比较实际性能与寻优得到的最佳性能之间的差距。需说明的是,本次实验得到的数据与过往数据是基于同一标准操作流程与参数设定范围(见3.2节)下产生的,因此数据具有可比性。

2 实验目的

(1)掌握中空吹塑成型工艺;(2)掌握制件性能的测试方法;(3)理解BP神经网络模型的训练过程与遗传算法优化过程,建立运用机器学习解决专业问题的思维框架;(4)锻炼学生分析、解决实际工程问题的系统性思维能力。

3 实验内容

3.1 实验材料与仪器

聚丙烯(PP), T30S, 购自陕西延长中煤榆林能源化工有限公司。

中空吹塑机, PCB2L型, 购自张家港华丰重型设备制造有限公司; 万能力学试验机, WDW-GD2型, 购自山东领创测试仪器有限公司。

软件与程序: Anaconda Navigator 2.7.0。

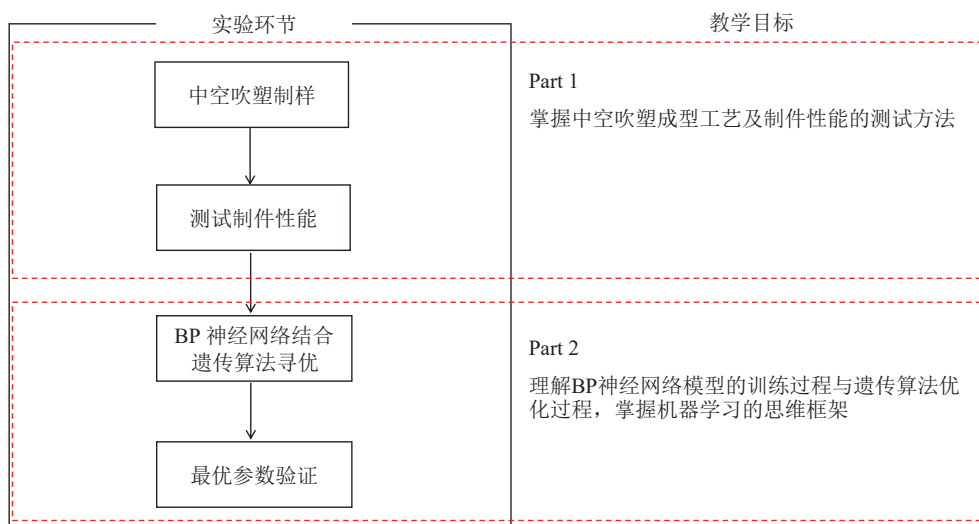


图1 实验环节与教学目标

Figure 1 Experimental procedures and educational objectives

表1 各组工艺参数与制件性能

Table 1 Process parameters and performance of each group

组号	模口温度(°C)	合模速度(mm/s)	气流流速(L/min)	吹气时间(s)	降温时间(s)	垂直载压强度(N)
A	185	100	5	5	5	164±9
B	195	300	20	10	18	212±7
C	220	500	40	20	30	203±11

3.2 工艺参数与性能测试

中空吹塑工艺流程如下：将挤出机1~5段温度分别调至180、190、200、205、210℃，预热2 h。温度稳定后，挤出熔融的聚丙烯。待聚丙烯熔体流至模具处，合模，移动切刀，切断模具与出料口间的残余物料。之后，将模架移至吹针处，向模具内吹入空气。冷却后，开模，得到吹塑制品。实验期间，通过对模口温度、合模速度、气流流速、吹气时间和降温时间五项参数进行调节，改变工艺条件，制备多组制品。

性能测试依照ASTM D2659《塑料容器垂直压缩测试的标准规程》，对聚丙烯空瓶制品进行垂直载压强度测试。每5个样品为1组，测试结果取平均值。

3.3 BP神经网络的建立与训练

本实验中，BP神经网络的隐含层和输出层分别采用tansig函数与purelin函数作为激活函数，层间传递通过S型函数完成^[4-6]。网络输入层设定5个神经元，对应模口温度、合模速度、气流流速、吹气时间和降温时间；输出层为1个神经元，对应聚丙烯空瓶制品的垂直载压强度。经实验确定，隐含层最佳神经元数量为10，由此构建出5-10-1型的网络拓扑结构。在模型训练前，所有输入及输出数据均经过归一化预处理。利用动态变化的输入/输出数据集对网络进行训练，并采用平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)和均方根误差(RMSE)评估其建模性能，同时通过判定系数(R^2)衡量模型的拟合度。

3.4 遗传算法(GA)寻优

将训练好的神经网络模型作为遗传算法的适应度函数(亦称目标函数)，用以筛选优质制品，寻优流程如图2所示^[7,8]。通过结合遗传算法与BP神经网络，可系统分析不同参数对制品性能的影响，进而探寻最佳工艺参数组合。

4 实验步骤

4.1 性能测试结果分析

3组中空吹塑制品的垂直载压强度及对应的工艺参数见表1。可见，B组的性能最佳，A组的性能则最差。A组制品的性能比B组制品性能降低了约23%。这表明，加工工艺参数的差异会对制品性能产生显著影响。加工过程中，当黏流态的PP熔体流出出料口后，需通过合模将熔体留置

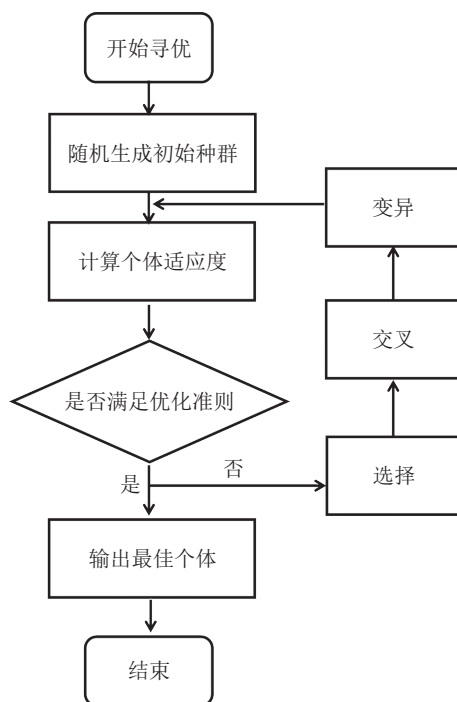


图2 BP神经网络结合GA优化的流程图

Figure 2 The flow chart of the BP neural network coupled GA optimization

于模具内。此过程中，模口温度会对PP的熔体黏度产生影响。模口温度过高，PP熔体黏度低，流动速度快，容易造成制品底部壁厚较高，而上部壁厚低；模口温度过低，则会造成熔体流动性不足，难以被吹胀。对于合模速度这一参数，过快合模可能困住空气，导致局部(如瓶肩)吹胀不充分而变薄；也可能夹断型坯，影响颈部壁厚。过慢合模则可能造成型坯过度下垂，导致类似模口温度过高时的上薄下厚问题。在吹气过程中，气流流速和吹气时间也会影响制品性能。一方面，气流流速过小，吹气时间不足，则会造成制品不饱满，导致缺陷增多；而气流流速过大，则会造成PP快速冷却结晶失去流动性，难以填充模腔。在打开模具前，降温时间不足，PP未充分冷却，会造成制品在自动夹持取件时发生形变；降温时间过长，与吹针连接处的残余物料则会因充分冷却而结晶硬化，进而在抬升吹针时，使制品薄弱处发生变形。由此可见，工艺参数与制品性能之间形成了复杂的非线性关系，使得对最优工艺组合的获取变得困难。

4.2 数据录入与模型训练

为建立工艺参数与制品性能间的映射关系，基于数据集建立BP神经网络模型。分别将模口

温度、合模速度、气流流速、吹气时间和降温时间五个关键参数定义为特征1、特征2、特征3、特征4和特征5,并将垂直载压强度定义为目标。基于本次实验数据以及过往实验数据,建立包含300组数据的数据集,其中前10组数据见表2。随机将数据集中70%的数据作为训练集,30%的数据作为测试集,经过归一化处理后,构建5-10-1型的网络拓扑结构,并进行500轮的训练。如图3(a)所示,随着训练轮数的增加,训练损失和测试损失均持续、稳定地下降,最终趋于一个很低的水平。这表明模型成功学习和记忆训练数据中的特征和规律,最终收敛,并未出现明显的欠拟合和过拟合。由图3(b)和3(c)可以看出,预测值与真实值总体上较为接近,残差可控,说明模型已经学到了数据中的主要规律。在真实值较小(如170~180)和较大(如235~240)的区域,误差略微增加。这可能是由于此时某些工艺参数接近极限。例如,模

表2 数据集中的前10组数据

Table 2 The first 10 sets of data in the dataset

特征1	特征2	特征3	特征4	特征5	目标
205	330	22	7	11	195
220	282	22	5	16	185
227	287	19	16	17	206
230	291	24	12	12	197
223	308	12	14	17	197
190	318	22	10	12	213
185	100	5	5	5	164
195	300	20	10	18	212
220	500	40	20	30	203
205	327	15	9	13	216

口温度或气流流速已达到设备或材料响应的临界阈值,使得工艺窗口变窄、参数间的耦合效应增强,从而令“工艺-结构-性能”关系呈现出更强的非线性或局部突变特征,进而使得制件性能偏离了原有规律,造成异常值的出现。BP神经网络

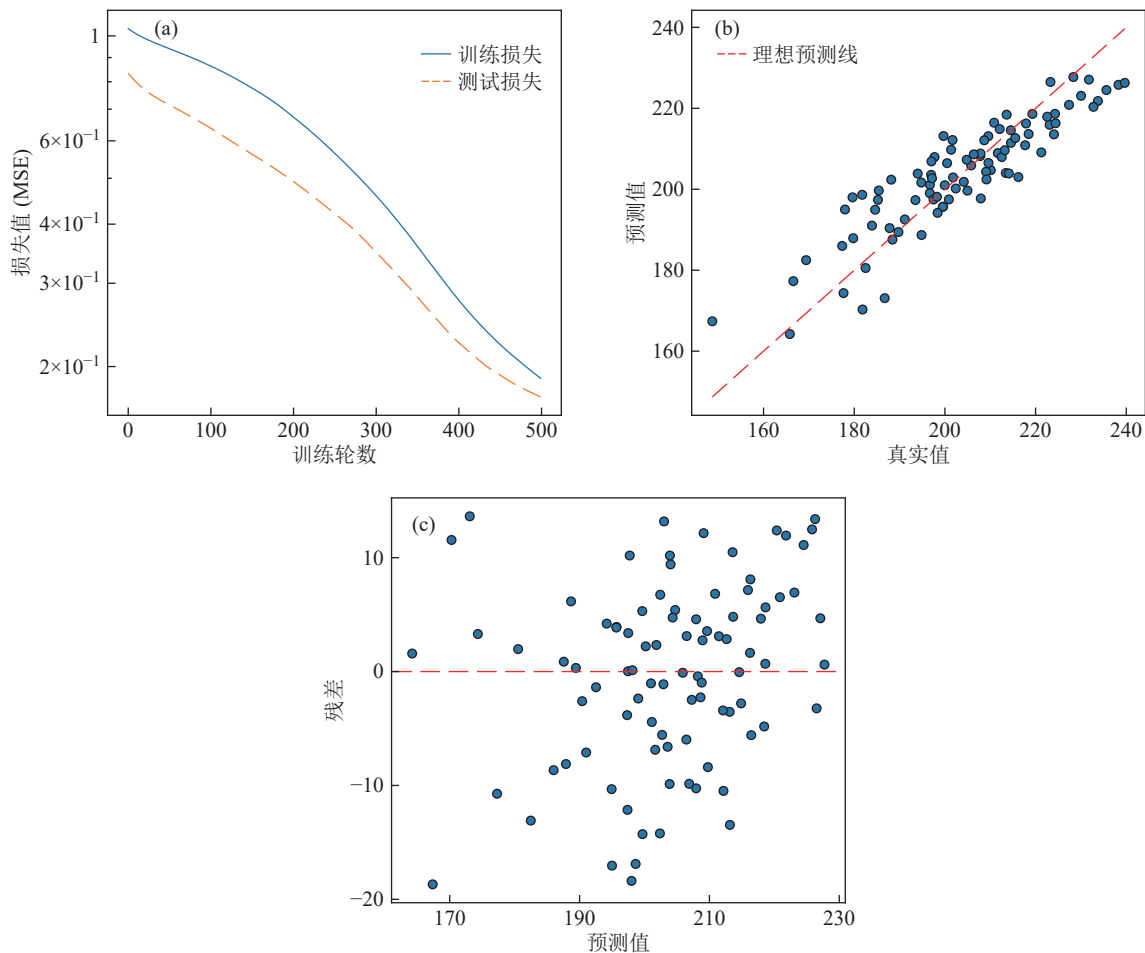


图3 (a)训练过程中训练集与测试集损失曲线;(b)测试集中预测值与真实值分布图;(c)预测残差分布图

Figure 3 (a) Training set and test set loss curves during training process; (b) Distribution graph of predicted values and true values in the test set; (c) Distribution graph of prediction residuals

模型拟合度评估数据列于表3中。可见,该模型的 R^2 为0.92,表明训练所得的神经网络模型能较准确地揭示五项特征(工艺参数)与目标(性能)之间的复杂关系,其预测误差较小、拟合度佳。因此,模型具备可靠的仿真能力,可准确预测实验结果,能够直接应用于加工过程中5项工艺参数的优化。

表3 BP神经网络模型拟合度评估数据

Table 3 Evaluation data on the fitting degree of the BP neural network model

MSE	RMSE	MAE	R^2
22.51	4.71	3.62	0.92

4.3 遗传算法寻优

为实现寻优,构建基于神经网络的遗传算法优化框架,并将训练好的神经网络模型作为遗传算法的适应度函数。之后,在该框架中,算法通过神经网络预测一组工艺参数所对应制件的性能,并据此评估其适应度,从而引导种群迭代,自动筛选优质制件并搜索关键工艺参数的最优组合。如图4(a)所示,经过“交叉—选择—变异—交叉—选择”一系列循环迭代操作,遗传算法适应度曲线在完成100次迭代后最终收敛于230附近。经过寻优,得到的最优垂直载压强度为234 N(图4b),对应的工艺参数为模口温度189 °C、合模速度293 mm/s、气流流速18 L/min、吹气时间11 s和降温时间16 s。这表明,在这一工艺参数组合下,PP

颗粒理论上可以更好地实现充分熔融塑化、均匀吹胀与稳态冷却,从而形成壁厚均匀、缺陷较少的制品形态,进而呈现出较好的力学性能。

4.4 最佳工艺组合验证

将寻优得到的各项工艺参数输入中空吹塑机,制备制件并进行测试,结果见表4。测得的制件垂直载压强度为228 N,略低于模型优化值,但超过了实验中所有3组制件的性能。这表明通过机器学习,有效完成了对参数组合的优化,进而快速提升了制件的性能。

5 实验特色

实验过程中,学生们亲自操作中空吹塑机,用PP颗粒料制备了空瓶制件,亲身体会到高分子材料成型加工的魅力。学生在观察挤出和合模过程时,会自发相互沟通,形成讨论。此时,应鼓励学生提出实验相关的问题,并引导学生对问题进行思考探究。例如,“PP颗粒料为白色不透明状,在熔融挤出后变为透明,原因是什么?”“模具内壁是否需要涂抹脱模剂?可采用什么类型的脱模剂?”“加热温度与材料的什么性质相关?应该如何设定?”“PP熔体黏度和强度与什么因素有关?”等;在性能测试环节,可以让学生直观体会到材料的缺陷和应力集中对制件性能的影响,并深入理解加工工艺的合理性对高品质制件生产的重要性;在机器学习环节,引导学生们回顾理论

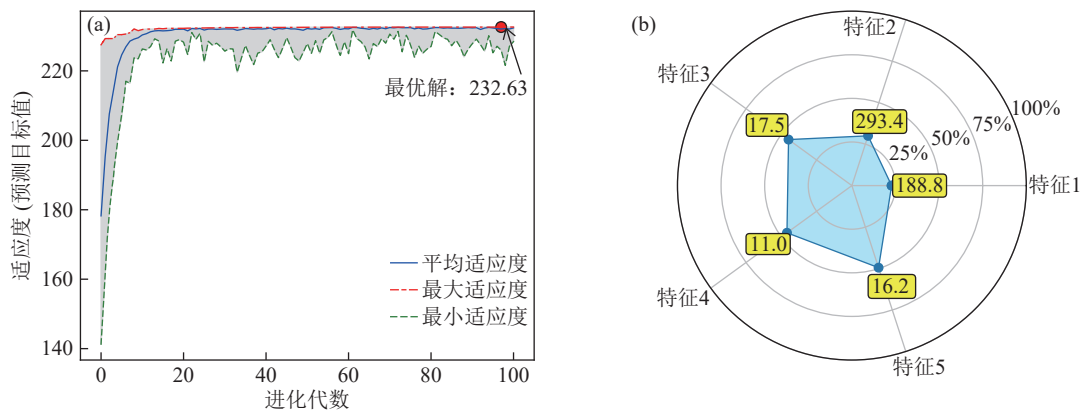


图4 (a)遗传算法适应度曲线;(b)最优特征组合雷达图

Figure 4 (a) Fitness curve of the genetic algorithm; (b) Radar plot of the optimal feature combination

表4 优化及验证结果

Table 4 Optimization and validation results

模口温度(°C) (特征1)	合模速度(mm/s) (特征2)	气流流速(L/min) (特征3)	吹气时间(s) (特征4)	降温时间(s) (特征5)	垂直载压强度(N)	
					模型优化值	实际测试值
189	293	18	11	16	234	228±5

课程中学习的模型原理,针对问题类型(如分类问题还是回归问题)以及映射关系的复杂程度,选择合适的模型(如线性回归、随机森林、神经网络等),并对常用工具库(如Pandas、StandardScaler、Sklearn等)的使用方法进行讲解,鼓励学生们课下采用其他模型或机器学习路径对课程任务进行复现。学生们在通过机器学习得到最佳工艺参数并进行验证后,真正体会到了机器学习对高分子加工的高效赋能,感受到了数据驱动材料性能提升的“魔力”。经统计,学生在每堂课上的平均提问次数较以往未融入机器学习内容时,增加了约3次,提升了约90%,展现出更高的学习积极性。

总体而言,本实验的特色体现在以下四方面。

(1)学科交叉,前沿技术赋能传统工艺。本实验突破传统实验教学范式,将机器学习引入高分子材料加工课程。学生不仅学习了经典成型工艺,并且掌握了基于数据驱动解决复杂工程问题的先进范式,实现了传统工艺与智能技术的有机融合。

(2)研究导向,实现闭环优化。构建了“实验数据收集—数学模型构建—算法迭代优化—实验验证提升”的完整研究闭环。学生亲自完成从数据到决策的全过程,最终获得的“最佳工艺参数”具有实证支撑,提升了制件性能,一定程度上使实验教学转变为一项具有科研价值的探索项目。

(3)能力复合,培养高阶思维。课程目标多维,旨在同步锤炼学生的工程实践能力、计算思维能力以及综合分析与表达能力。引导学生建立从具体问题到抽象数学模型,再回归工程验证的系统性思维框架。

(4)成果驱动,激发学习主动性。以“获得更优制件”这一明确目标为牵引,整个机器学习流程被赋予了直接的工程意义。这种成果导向的设计将略显枯燥的工艺技术学习转化为解决实际问题的主动探索,有效激发了学生的学习热情。

6 对专业认同与产业认知的培育

6.1 从“小实验”看见“大产业”

本实验引导学生从PP颗粒的熔融、吹塑成型等具体操作出发,将工艺参数调节与性能提升要求直接关联。学生通过亲手调试、记录与分析,体会到看似基础的参数变化如何直接影响制件的轻量化程度与力学性能,从而在实验操作与产业

需求之间建立起具体可感的认知桥梁,深化对专业价值的理解。

6.2 智能赋能,践行“智改数转”

通过使用自己采集的实验数据训练机器学习模型,并借助模型预测更优工艺参数,学生亲身经历从“经验试错”到“数据驱动优化”的完整过程。实验中,学生们收获的不仅是一个更好的制件,更是对“数据成为新型生产要素”“人工智能赋能千行百业”国家战略最直观、最深刻的认知。

7 结语

以中空吹塑这一传统高分子加工实践课程为载体,基于对实验数据的挖掘,利用BP神经网络,结合遗传算法,优化中空吹塑工艺中模口温度、合模速度、气流流速、吹气时间和降温时间五项关键工艺参数,实现了中空吹塑制件性能的提升。通过专业实践和机器学习的有机融合,不仅培养了学生的工程实践能力,并且让学生亲身体验基于数据驱动解决复杂工程问题的先进范式。实验过程中,构建5-10-1型的网络拓扑结构,并进行500轮的训练,实现了训练损失和测试损失的持续、稳定下降,最终完成收敛,所得的神经网络模型能较准确地揭示五项特征(工艺参数)与目标(性能)之间的复杂关系,其预测误差小、拟合度佳。经过遗传算法寻优,适应度曲线在完成100次迭代后,最终收敛于230附近,并获得对应的工艺参数组合。经验证,采用优化得到的工艺参数,可有效提升制件的力学性能。该实验项目构建了“制件生产—数据获取—模型构建—算法优化—结果验证”的完整研究闭环,引导学生从具体工程问题出发,经历数学建模、算法迭代与实证检验的全过程,从而建立起系统性的工程思维。这一设计将传统的工艺学习转化为面向真实挑战的主动探索,显著提升了学生的参与热情与学习深度,为高分子产业智能化改造、数字化转型升级进程中新型专业人才的培养提供了可参考的路径。

参考文献

- 1 Cencer, M. M.; Moore, J. S.; Assary, R. S. Machine learning for polymeric materials: an introduction. *Polym. Int.*, **2022**, 71(5), 537–542.
- 2 Ge, W.; De Silva, R.; Fan, Y. N.; Sisson, S. A.; Stenzel, M. H. Machine learning in polymer research. *Adv. Mater.*

- 2025, 37(11), 2413695.
- 3 Karuppusamy, M.; Thirumalaisamy, R.; Palanisamy, S.; Nagamalai, S.; El Sayed Massoud, E.; Ayrilmis, N. A review of machine learning applications in polymer composites: advancements, challenges, and future prospects. *J. Mater. Chem. A*, **2025**, 13(22), 16290–16308.
- 4 息若宸. 基于机器学习的聚酰亚胺气体分离膜的定量结构-性质关系研究. 沈阳工业大学硕士学位论文, **2024**.
- 5 裴铭浚. 基于机器学习的纤维增强聚合物复合材料横向力学性能预测. 长春工业大学硕士学位论文, **2024**.
- 6 付骋宇, 杜杰豪, 施娜, 杨丽梦, 张鹏飞. 基于人工神经网络模型的光催化降解有机污染物预测. *应用化工*, DOI: 10.16581/j.cnki.issn1671-3206.20260113.004.
- 7 Whitley, D. An executable model of a simple genetic algorithm. In: *Foundations of Genetic Algorithms*. Amsterdam: Elsevier, **1993**. 45–62.
- 8 Zhang, Z.; Friedrich, K. Artificial neural networks applied to polymer composites: a review. *Compos. Sci. Technol.*, **2003**, 63(14), 2029–2044.