

人工神经网络在铸造工艺中的应用及展望

邵缘家庆, 钱陈豪

江南大学机械工程学院 江苏无锡 214122

摘要: 铸造作为金属加工的核心工艺之一, 长期面临生产效率低、质量稳定性不足及经验依赖性强等挑战。随着人工智能技术的快速发展, 人工神经网络(ANN)凭借其强大的非线性建模、自学习与泛化能力, 为铸造工艺的智能化优化提供了创新解决方案。系统综述了ANN在砂型铸造、压铸、连铸、离心铸造及熔模铸造等典型工艺中的研究进展与应用成效, 并对未来的研究进行了展望, 总结出未来应聚焦轻量化模型构建、工业物联网集成及跨学科技术融合, 以推动铸造工艺向智能化、高精度化与可持续化方向演进。

关键词: 铸造; 人工神经网络; 工艺优化

Application and prospect of artificial neural networks in casting technology

SHAO Yuanjiaqing, QIAN Chenhao

School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China

Abstract: Casting, as one of the core processes in metalworking, has long been confronted with challenges such as low production efficiency, insufficient quality stability, and strong reliance on experience. With the rapid development of artificial intelligence technology, artificial neural networks (ANN), with their powerful nonlinear modeling, self-learning, and generalization capabilities, have provided innovative solutions for the intelligent optimization of casting processes. Systematically reviews the research progress and application achievements of ANN in typical casting processes such as sand casting, die casting, continuous casting, centrifugal casting, and investment casting, and looks forward to future research. It concludes that future efforts should focus on the construction of lightweight models, integration with industrial Internet of Things, and cross-disciplinary technology integration to promote the evolution of casting processes towards intelligence, high precision, and sustainability.

Keywords: casting; artificial neural network; process optimization

1 序言

在工业4.0的背景下, 人工智能及其在制造业中的集成应用已不再停留于前瞻性的构想层面, 当前的相关技术已深度渗透至工业价值链中的各个环节, 目前也已实现包括复杂工艺流程建模与

优化、创新解决方案探索、设备健康状态预测性维护、全生命周期数字化监控与过程控制等多元化应用场域^[1]。

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)作为一种模拟人类神经系统的计算模型, 借

基金项目: 国家自然科学基金(51905215)。

通信作者: 钱陈豪, 博士, 副教授, 主要研究方向为材料加工工程和成形工艺仿真, E-mail: qianch@jiangnan.edu.cn。

助适当的数据集和训练算法,已广泛应用于特征提取、关联分析及模式识别等多类智能任务中^[2]。与人脑类似,ANN在网络的各个层中也有相互连接的神经元,典型的ANN由一个输入层、一个或多个隐藏层和一个输出层组成,每一层还有几个节点,具体取决于ANN架构和问题的复杂程度。每个节点都连接到另一个节点,并具有关联的权重和阈值。如果任何单个节点的输出超过指定的阈值,则该节点将被激活,并将数据发送到网络的下一层,其技术原理如图1所示。与基于经验公式、统计回归或有限元仿真的传统方法相比,ANN具有强大的非线性建模能力、自学习与泛化能力、自适应能力、容错性与鲁棒性,以及并行处理与实时性等优势^[3, 4],在提升铸造效率、精度与可持续性等方面有着巨大潜力。

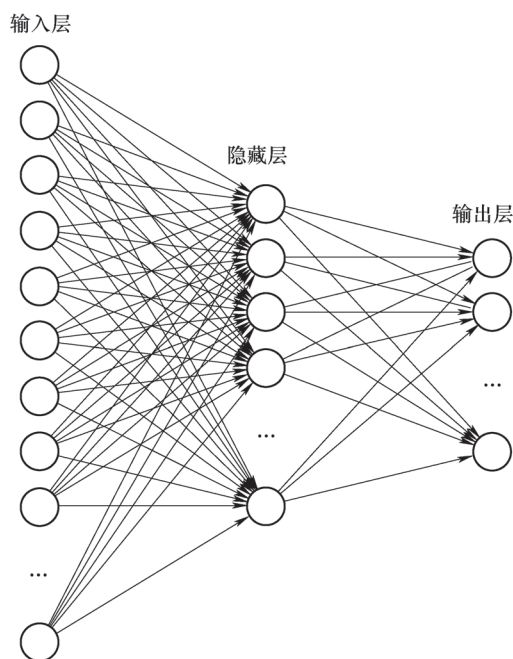


图1 ANN技术原理

作为机械制造业的基础性工艺,铸造技术通过提供核心毛坯件,在我国推进制造强国战略进程中发挥着不可替代的关键作用,其短板的本质源于机械化与数字化的脱节,而智能铸造通过数据驱动和自动化技术实现了从“经验制造”到“科学制造”的跨越。下文将介绍ANN在铸造工艺上的改进与优化^[5]。

2 ANN在砂型铸造工艺上的优化

砂型铸造是一种较为古老的铸造方法,该工

艺包括将模样放入砂型中以形成印记,加入浇注系统,用熔融金属填充所得到的空腔,让金属冷却直至凝固,再打破砂型并移除铸件^[6],具有工艺适应性广、生产周期短、成本低廉等优势,其技术特点在于不受铸件形态与尺寸限制,可铸造成形各类复杂结构件^[7]。

陈德平等^[8]基于知识工程(KBE)概念和反向传播神经网络(BPNN),结合正交试验设计方法和砂型铸造模拟建立了大型风力发电机轴承座铸件品质的预测模型,得到以浇注温度、浇注时间、砂型温度为输入,缩孔面积、凝固时间和铸件温差为输出的BPNN模型(见图2),该模型可以预测铸件任意工艺参数组合下的结果值。这种方法的好处在于可以用少数试验全面把握工艺参数之间的内在规律,从而缩短研发周期,降低了试制成本,并能给出最佳工艺参数组合,对实际生产可以进行快速高效的指导。

XU等^[9]提出了一种基于灰色关系分析和BPNN的砂型铸造性能参数复合优化预测模型,同时构建了一种根据训练样本的均方误差确定网络中隐藏神经元数量的新方法,并证明BPNN在缺失数据预测过程中的有效性和可行性;KTARI等^[10]使用神经网络技术提出了用于门控系统设计的数字孪生方法,构建了用于预测砂型填充过程中进料速度的BPNN(见图3)。该方法应用于液态铝合金的砂型铸造,可以有效地预测用于砂型铸造的3D打印模具中的熔融金属内浇口速度,可使浇注系统的设计和优化比传统方法更快、更可靠。

在砂型铸造中,ANN已成功应用于缩松缺陷预测、工艺参数优化及浇注系统设计等,通过少量试验数据即可建立参数与性能的非线性映射关系,显著缩短了工艺调试周期。其具有高效性、普适性等优势,同时也存在数据依赖性强、实时性不足等局限性。

3 ANN在压铸工艺上的优化

压铸是一种金属成形工艺,其核心是通过高压将熔融金属快速注入精密金属模具内,并在模具中快速冷却凝固,最终获得高精度、高表面质量的近终形零件^[11, 12],该工艺广泛应用于汽车、航空航天、电子电器等多个行业^[13, 14]。

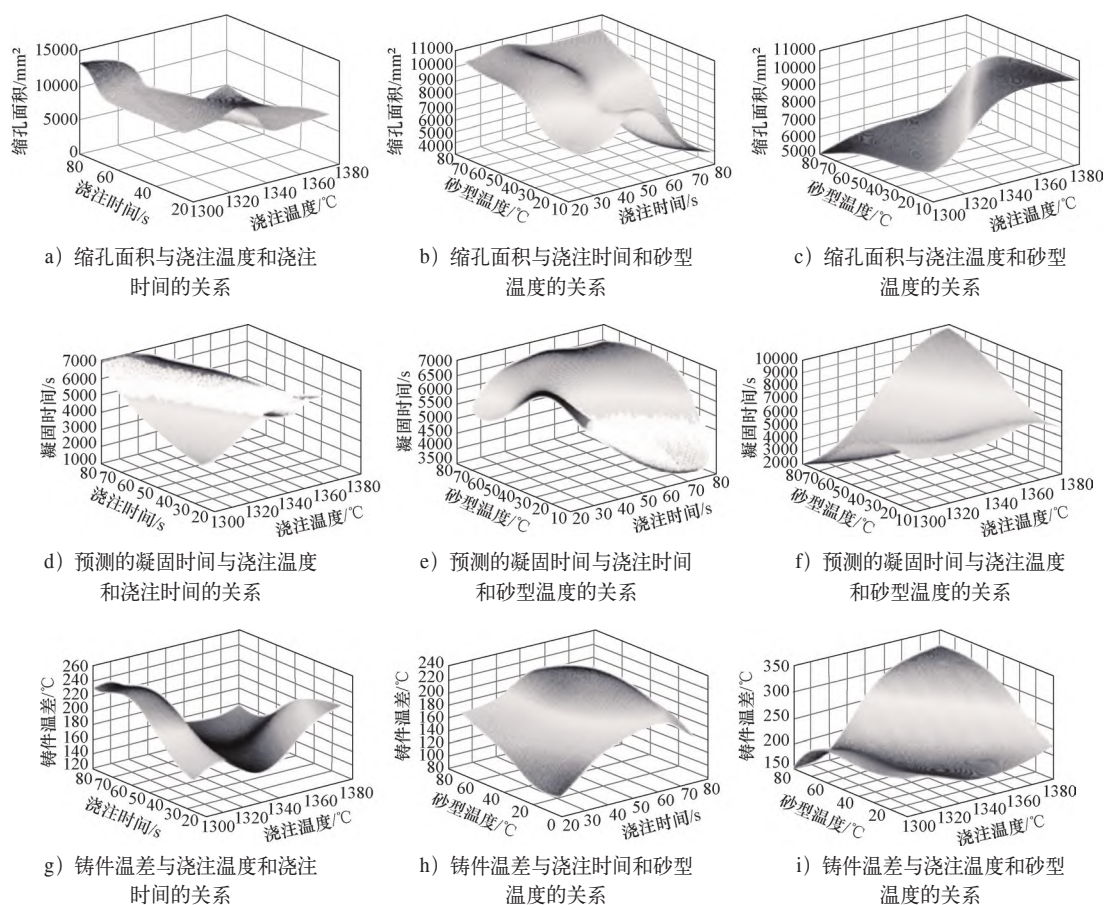


图2 预测缩孔面积、凝固时间及铸件温差的BPNN模型^[8]

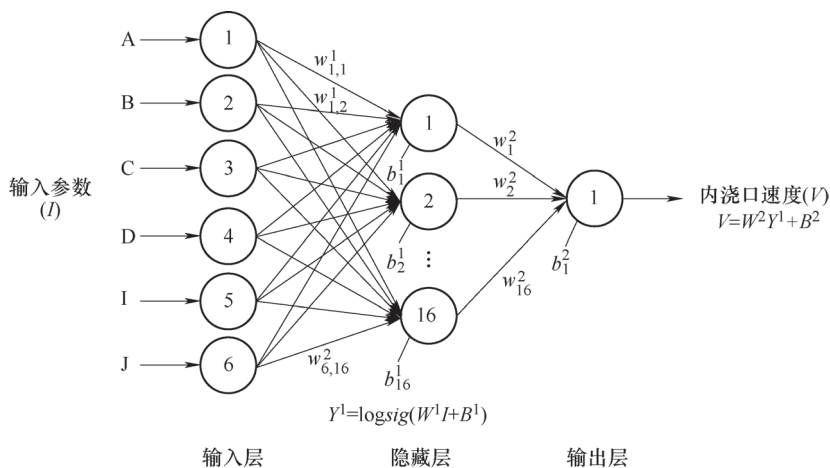


图3 用于预测砂型填充过程中进料速度的BPNN示意^[10]

注: I 为输入矢量, W 为权重矩阵, B 为偏置矢量, V 为内浇口速度, Y 为神经元输出值。

DENG等^[15]提出了一种基于神经网络和改进麻雀搜索算法的挤压铸造工艺参数智能优化设计方案,并建立了一个通用的挤压铸造工艺参数智能优化设计框架,通过其提出的框架,有效地避免了选择机器学习模型、建立模型、优化模型及求解模型等一系列步骤,使得挤压铸造工艺参数的设计效

率、智能性和鲁棒性得到了提高;RAI等^[16]开发了一种通用的前馈神经网络架构,使用ANN对高压铸造工艺进行建模,用于在成形工艺周期的各个阶段为设置最佳工艺参数提供实时帮助,其获得的预测精度成功证明了ANN在对其他各种制造过程中涉及的复杂多变量问题进行建模的能力;田小静等^[17]将

实际生产大数据与全连接神经网络相结合,构建了一种基于全连接神经网络的压铸件质量预测算法,该算法对缺陷的预测误差基本保持在3%,能够有效表征压铸件质量与工艺参数之间的非线性映射关系,实现压铸件质量的高精度预测;程诚等^[18]基于BPNN建立了 $4 \times 24 \times 12 \times 2$ 的4层结构汽车镁合金轮毂低压铸造优化模型,采用如图4所示的计算流程,使汽车镁合金轮毂铸件晶粒尺寸由 $146.8 \mu\text{m}$ 缩小到

$123.2 \mu\text{m}$ (缩小率为16.0%),屈服强度由169.7MPa提升到185.6MPa(提升率为9.4%),生产出了综合性能更加优良的汽车镁合金轮毂。

在压铸领域,ANN与智能优化算法结合,实现了工艺参数智能设计、缺陷预测及力学性能优化等,其具有多目标优化、鲁棒性等优势,同时也存在模型泛化瓶颈、物理机制缺失等局限性。

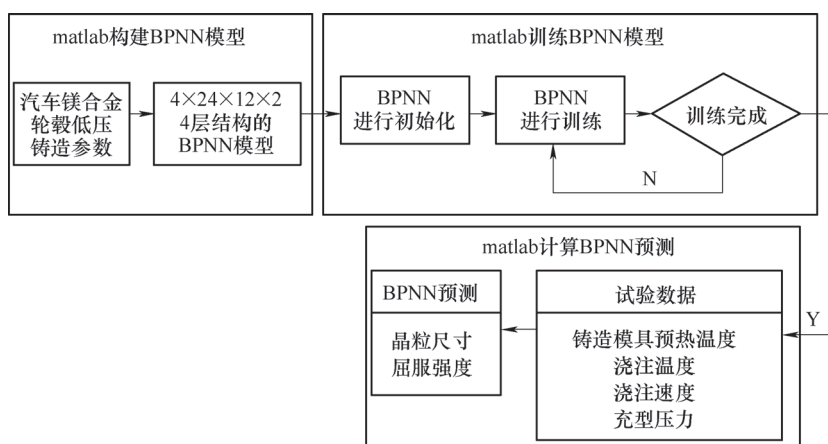


图4 汽车镁合金轮毂低压铸造BPNN计算流程^[18]

4 ANN在连铸工艺上的优化

连铸是当今钢铁生产中最重要途径^[19],该工艺是指将熔融的金属注入到带有水冷的结晶器中,待金属凝固后,由牵引装置连续不断地将铸件从结晶器中拉出,由此可获得任意长度或特定长度的铸件^[20, 21]。

LI等^[22]提出一种基于差分进化算法的漏钢预测神经网络(DE-BPNN)模型,通过差分进化算法优化神经网络输入权重,增强权重合理性并加速算法收敛,智能优化算法与神经网络的有效结合显著提升了漏钢预测精度与识别能力;JIANG等^[23]基于BPNN模型建立了弹簧钢连铸工艺参数与板坯冷却速率的关联关系,并据此计算了二次枝晶臂间距,与传统方法相比,BPNN模型使计算结果的绝对误差从0.015降至0.0005,相对误差从6.76%降至0.22%,在连铸工艺参数优化中展现出更高的精度;LEE等^[24]打破实际过程中受限的传统模型,提出了一个如图5所示的结合卷积神经网络(CNN)和递归神经网络(RNN)的深度学习模型,通过考虑瞬态和稳态特性来精准预测温度分布,与基线模

型相比,预测性能有了显著提高,在保持较低计算成本的同时,也为预测每个步骤和每个生产案例的轮廓赢得了极快的计算时间。

在连铸工艺中,ANN通过集成差分进化算法、CNN-RNN混合模型等,显著提升了漏钢预测精度与铸坯温度分布解析能力,其具有动态适应、高精度等优势,同时也存在计算成本高、多场耦合建模不足等局限性。

5 ANN在离心铸造工艺上的优化

离心铸造是将熔融金属浇注到高速旋转的模具中,借助离心力使金属液均匀填充型腔并紧贴模具内壁,经冷却凝固后形成中空或实心铸件的工艺^[25, 26]。

吴兆立等^[27]以浇注温度、旋转速度、离心旋转半径和离心力保持时间为输入层参数,以铸造缺陷等级和抗拉强度为输出层参数,采用 $4 \times 24 \times 8 \times 2$ 的4层拓扑结构,构建了筒形件离心铸造工艺神经网络优化模型,如图6所示。该模型经过8886次迭代运算后收敛,训练性能曲线平滑,具有较强的预测能力、较高的预测精度和较好的实用性,有效减少了铸造缺陷,显著提高了筒形件的抗拉强度。

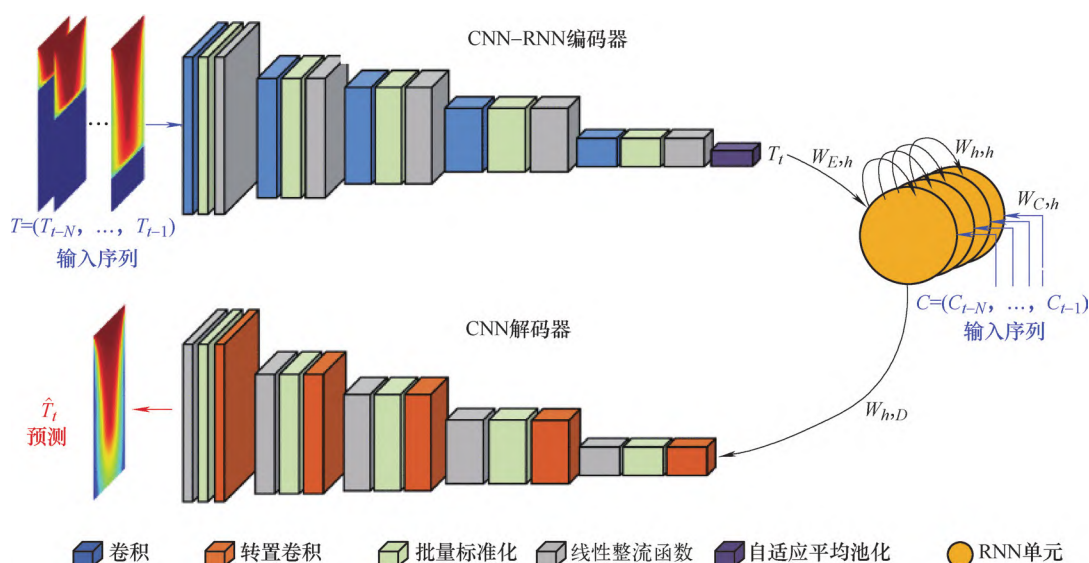


图5 结合CNN-RNN编码器和CNN解码器的架构模型^[24]

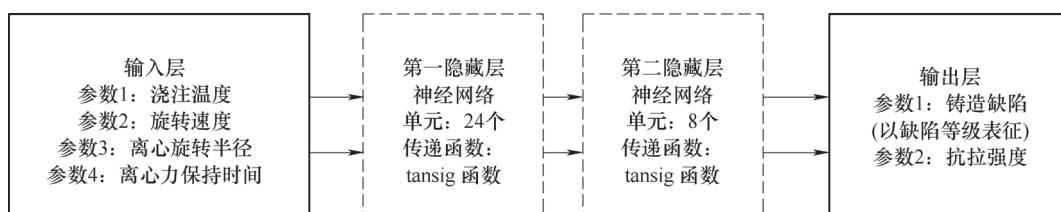


图6 筒形件离心铸造工艺神经网络优化模型结构示意图^[27]

YU等^[28, 29]以弹性聚苯乙烯模板上的外加载荷、离心加速度和烧结温度为输入参数, 极限抗压强度为输出参数, 提出了一种基于BPNN的离心注浆成形 $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-ZrO}_2$ 陶瓷泡沫过滤器极限抗压强度预测模型, 并表明该模型可为离心注浆成形 $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-ZrO}_2$ 陶瓷泡沫的工艺优化和产品质量控制提供高效工具; VIGNESH等^[30]利用混合ANN——灰色关联分析方法预测与优化离心铸造 $\beta\text{-TCP/Mg-2Zn-1Mn}$ 合金的磨损行为, 选取了增强相含量、载荷、滑动速度和滑动距离作为输入参数, 磨损率与摩擦系数作为性能响应, 该模型具有4个输入层、50个隐藏层及2个输出层, 分别对应于干态和湿态磨损条件, 最后得出两种模型的误差均低于3.5%, 证明了其预测磨损行为的可靠性和有效性。

在离心铸造中, ANN可用于缺陷控制、抗拉强度预测及磨损行为优化等, 可有效解析离心力、旋转速度与材料性能的非线性关系, 实现从微观晶粒结构到宏观力学性能的全覆盖, 其具有适配复杂工况、跨尺度预测等优势, 同时也存在试验验证不

足、动态参数滞后等局限性。

6 ANN在熔模铸造工艺上的优化

熔模铸造又称失蜡工艺, 是一种用于生产接近净形金属制品(公差小、表面粗糙度值低、复杂程度高的工业铸件)的制造方法^[31, 32], 是指以蜡模为造型材料, 在其周围涂覆耐高温材料(如硅砂或陶瓷浆料等), 经高温脱蜡、焙烧, 蜡模熔化后留下空腔即铸型, 然后将熔化金属液浇入铸型, 最后冷却形成铸件的过程^[33, 34]。

田国良等^[35]针对熔模铸件模具型腔设计中因存在收缩率赋值不准确而导致需要多次修模的问题, 提出一种预测典型结构在凝固过程中收缩率的方法, 结合BPNN方法, 建立了几何参数和收缩率之间的映射模型, 为铸件收缩率的预测提供了一种新思路。DONG等^[36]采用卷积神经网络(见图7)预测和分析熔模铸造过程中复杂铸件的收缩变形, 为提高熔模铸造和型腔设计的精度提供了一种新方法。通过建立空心薄壁结构模型, 对收缩率进行仿真计

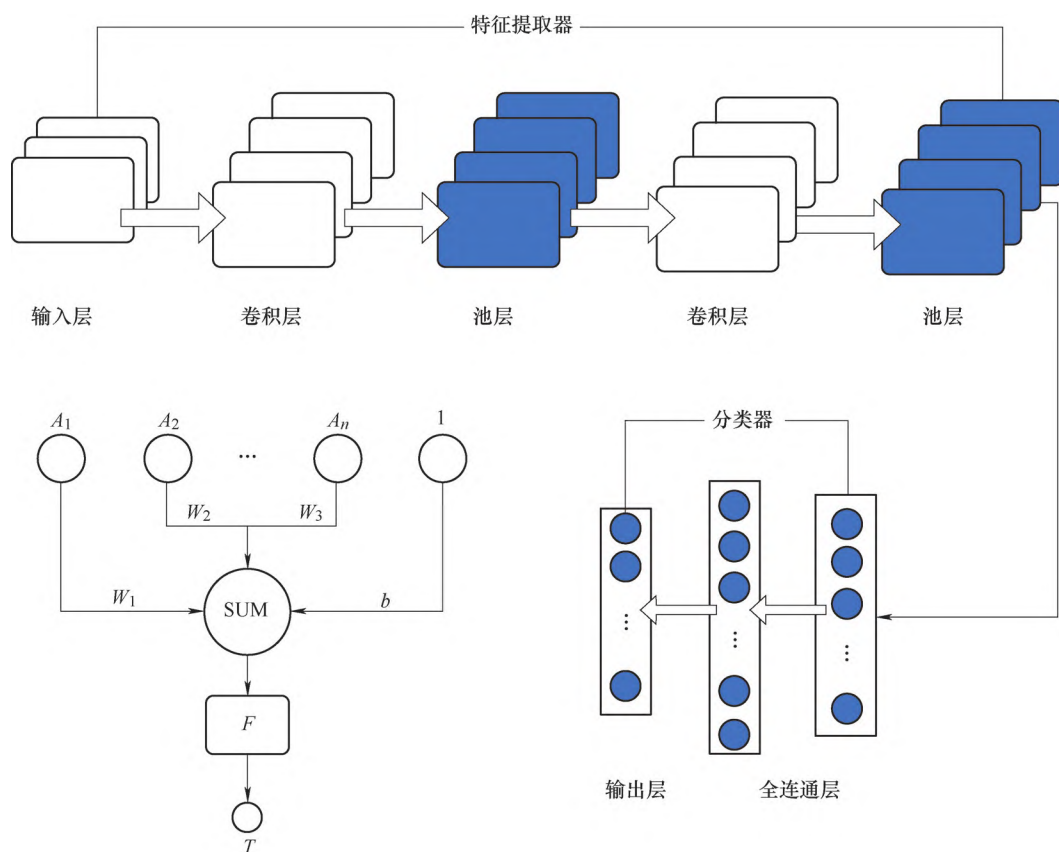


图7 卷积神经网络的基本结构^[36]

算、数学建模和非线性拟合分析，构建了收缩率与结构参数之间的映射模型，分析后得到的训练集平均误差为0.04%，测试集的平均误差为0.03%，该模型能够准确预测熔模铸造过程中复杂铸件的收缩变形和变化趋势，对提高铸件精度和模腔设计具有重要的现实意义。

在熔模铸造中，ANN通过卷积神经网络与BPNN，实现了复杂铸件收缩率的高精度预测，解决了传统修模周期长、成本高等问题，其具有高分辨率建模、快速迭代等优势，同时也存在数据标注成本高、多材料适用性差等局限性。

7 ANN在金属型铸造工艺上的优化

金属型铸造又称硬模铸造，它主要是将液态金属熔化并倒入预制模具中，待冷却和凝固后，液态金属会在模具中呈现型腔的形状。该工艺的一个独特之处在于能够生产包含内部腔体的复杂形状，例如发动机缸体^[37]。

THANKACHAN等^[38]采用具有前馈反向传播算法的ANN模型来预测铸造双相不锈钢的拉伸性能，

展示了预测数据和试验验证数据之间更好的相关性，显示了该模型能够更好地预测钢的性能，同时证明比经典模型和统计模型更准确；MASTRULLO等^[39]通过构建如图8所示的ANN结构进行建模，在金属型铸造工艺的钢包阶段进行过程控制和节能，并预测钢包内的钢液温度，最终得到的预测平均绝对误差仅约为6℃，使用该方法显著提高了预测精度与性能。

在金属型铸造中，ANN可用于力学性能预测与工艺节能控制等，前馈网络可有效预测拉伸性能、钢包温度等参数，其具有节能增效、高可靠性等优势，同时也存在模型复杂度高、多目标优化缺失等局限性。

8 总结

8.1 主要成果

ANN作为一种强大的数据驱动工具，已在铸造工艺优化中展现出显著的技术潜力与实用价值，ANN通过非线性映射、自学习及泛化能力，能够有效解决传统铸造工艺中参数复杂、经验依赖性

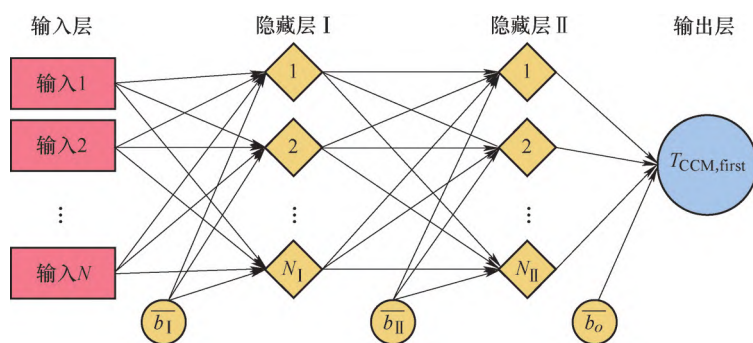


图8 金属铸造工艺中钢包阶段的ANN结构示意图^[39]

强、效率低下等瓶颈问题。在砂型铸造领域，基于BPNN的预测模型成功实现了缩孔面积、凝固时间等关键指标的精准预测，显著缩短了工艺调试周期；在压铸工艺中，ANN与智能优化算法结合，不仅提升了参数设计效率，还实现了铸件晶粒尺寸与力学性能的同步优化；连铸工艺通过集成差分进化算法与深度学习模型，大幅提高了漏钢预测精度与温度分布解析能力；在离心铸造与熔模铸造中，ANN模型在缺陷控制、抗拉强度提升及收缩率预测方面也取得了突破性进展；在金属型铸造中，ANN在力学性能预测与工艺节能控制中表现优异，通过优化加热策略来有效降低能耗。这些成果共同印证了ANN在铸造工艺多尺度、多目标优化中的普适性与有效性。

8.2 技术局限性分析及解决方案

尽管ANN在铸造工艺优化中展现出显著潜力，但其实际工业应用仍面临以下关键问题。

1) 数据依赖性与质量瓶颈。ANN模型的性能高度依赖训练数据的规模与质量，铸造过程中多源异构数据（如工艺参数、材料特性、环境变量）的采集成本高，且存在噪声、缺失或标注不一致等问题，导致模型泛化能力受限。

解决方案：可采用迁移学习技术，复用其他铸造场景或仿真平台中的预训练模型，减少对单一数据集的需求；结合主动学习方法，通过智能采样策略筛选高价值数据，提升标注效率。

2) 实时性与动态调控能力不足。现有研究多基于离线历史数据建模，难以适应铸造过程中工艺参数的动态变化（如熔体温度波动、模具磨损），导致实时决策滞后。

解决方案：可部署边缘计算框架，集成轻量化

ANN模型，实现低延迟在线推理；同时结合强化学习，构建“感知-决策-执行”闭环系统，动态调整工艺参数（如浇注速度、冷却速率）。

3) 多物理场耦合建模复杂性。铸造过程涉及热-力-流多物理场耦合效应，现有ANN模型多针对单一目标（如缺陷预测）优化时，难以全面表征复杂交互机制。

解决方案：可开发混合架构，将物理驱动模型（如有限元仿真）与数据驱动ANN结合，嵌入守恒方程约束，增强模型物理一致性；采用多任务学习，同步预测温度场、应力场及缺陷分布，降低跨领域建模成本。

9 未来挑战与展望

然而，当前研究仍面临若干挑战。首先，高质量数据的获取与标注成本较高，限制了模型的泛化能力与工业适用性；其次，现有模型多基于离线数据训练，难以满足实时工艺调控的动态需求；此外，复杂铸造场景中多物理场耦合效应尚未被充分纳入模型构建，制约了优化效果的全面性。未来研究可围绕以下方向展开。

1) 开发轻量化、可解释性强的混合神经网络架构，融合迁移学习与强化学习技术，提升模型在数据稀缺场景下的适应能力。

2) 推动工业物联网与边缘计算的深度集成，构建实时数据采集-分析-决策闭环系统，实现铸造工艺的动态优化。

3) 探索ANN与多尺度建模、数字孪生技术的协同应用，建立涵盖热力学、流体力学等多物理场的综合优化框架。

4) 关注绿色铸造需求，将ANN应用于能耗预测、材料利用率提升等可持续制造领域。

随着跨学科融合的深化与算力基础设施的升级, ANN有望在铸造工艺智能化、精准化转型中发挥更核心的驱动作用, 为先进制造技术的革新提供持续动力。

参考文献:

- [1] DUCIC N, MANASIJEVIC S, JOVICIC A, et al. Casting process improvement by the application of artificial intelligence[J]. Appl. Sci.: Basel, 2022, 12 (7) : 13.
- [2] ABIODUN O I, JANTAN A, OMOLARA A E, et al. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey[J]. Heliyon, 2018, 4 (11) : e00938.
- [3] CHAKRABORTY S, CHAKRABORTY S. Applications of artificial neural networks in machining processes: A comprehensive review[J]. Int. J. Interact. Des. Manuf., 2024, 18 (4) : 1917-1948.
- [4] DAS S, MOON S, KAUR R, et al. Artificial neural network modeling of photocatalytic degradation of pollutants: A review of photocatalyst, optimum parameters and model topology[J]. Catal. Rev.: Sci. Eng., 2024: 35.
- [5] 龚小龙, 樊自田. 绿色铸造材料研究及应用新进展[J]. 金属加工 (热加工), 2020 (10) : 15-18.
- [6] SULAIMAN S, HAMOUDA A M S. Modelling and experimental investigation of solidification process in sand casting[J]. J. Mater. Process. Technol., 2004, 155: 1723-1726.
- [7] 胡胜利, 任文强, 吴武灿, 等. 砂型铸造固体废弃物综合利用概述[J]. 中国环保产业, 2024 (1) : 33-35.
- [8] 陈德平, 陈莹, 罗建设, 等. 基于BP神经网络风力发电机轴承座的铸造工艺参数预测模型[J]. 铸造技术, 2019, 40 (10) : 1086-1089.
- [9] XU Q W, XU K L, LI L, et al. Optimization of sand casting performance parameters and missing data prediction[J]. R. Soc. Open. Sci., 2019, 6 (8) : 15.
- [10] KTARI A, EL MANSORI M. Digital twin of functional gating system in 3D printed molds for sand casting using a neural network[J]. J. Intell. Manuf., 2022, 33 (3) : 897-909.
- [11] 宋永康, 郭凯飞, 田茂松, 等. 压铸工艺研究进展[J]. 铝加工, 2024 (6) : 8-11.
- [12] YARLAGADDA P, CHIANG E C W. A neural network system for the prediction of process parameters in pressure die casting[J]. J. Mater. Process. Technol., 1999, 90: 583-590.
- [13] 甄云昌, 郑荣, 庄须娟. 机械制造中压铸模的压力控制技术研究[J]. 模具制造, 2025, 25 (2) : 178-180.
- [14] 赵宇龙. 铝合金齿轮挤压铸造成型——契格汽车零部件 (南通) 有限公司举行开业典礼[J]. 汽车工艺师, 2018 (6) : 41.
- [15] DENG J X, LIU G M, WANG L, et al. Intelligent optimization design of squeeze casting process parameters based on neural network and improved sparrow search algorithm[J]. J. Ind. Inf. Integr., 2024, 39: 15.
- [16] RAI J K, LAJIMI A M, XIROUCHAKIS P. An intelligent system for predicting HPDC process variables in interactive environment [J]. J. Mater. Process. Technol., 2008, 203 (1-3) : 72-79.
- [17] 田小静, 龚欢, 杜宇, 等. 基于全连接神经网络的压铸件质量预测算法[J]. 精密成形工程, 2024, 16 (3) : 159-164.
- [18] 程诚, 宁萍, 李玲玲. 基于BP神经网络的汽车镁合金轮毂低压铸造工艺优化[J]. 热加工工艺, 2023, 52 (7) : 77-80.
- [19] CEMERNEK D, CEMERNEK S, GURSCH H, et al. Machine learning in continuous casting of steel: A state-of-the-art survey[J]. J. Intell. Manuf., 2022, 33 (6) : 1561-1579.
- [20] 陈荣, 范庆明. 连续铸造过程的计算机建模与仿真分析[J]. 铸造技术, 2014, 35 (10) : 2377-2380.
- [21] TOLCHA M A, LEMU H G. Modeling thermo-mechanical fatigue for rolling die under continuous casting process[J]. Results in Engineering, 2024, 23: 102577.
- [22] LI Y R, ZHANG C N. A neural network prediction analysis of breakout continuous casting based on differential evolution (DE) [J]. Metalurgija, 2020, 59 (3) : 291-294.
- [23] JIANG L H, WANG A G, TIAN N Y, et al. BP

- neural network of continuous casting technological parameters and secondary dendrite arm spacing of spring steel[J]. J. Iron. Steel Res. Int., 2011, 18 (8) : 25-29.
- [24] LEE S Y, TAMA B A, CHOI C, et al. Spatial and sequential deep learning approach for predicting temperature distribution in a steel-making continuous casting process[J]. IEEE Access, 2020, 8: 21953-21965.
- [25] 李积武, 姜飞. 离心铸造原理分类及应用[J]. 科技创新与应用, 2023, 13 (29) : 153-156.
- [26] 杜晓东, 于巍, 杨雪, 等. 真空离心铸造 Incoloy825合金管材数值模拟[J/OL]. 材料工程, 2025: 1-14[2025-04-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1800.TB.20241107.0955.002.html>.
- [27] 吴兆立, 仇多利, 陈辉. 机械筒形件离心铸造工艺的神经网络优化[J]. 热加工工艺, 2021, 50 (21) : 66-69, 73.
- [28] YU J Y, LI Q, TANG J, et al. Predicting model on ultimate compressive strength of $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-ZrO}_2$ ceramic foam filter based on BP neural network[J]. China Foundry, 2011, 8 (3) : 286-289.
- [29] LI Q, ZHANG F F, YU J Y, et al. Modeling and analysts of porosity and compressive strength of gradient $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-ZrO}_2$ ceramic filter using BP neural network[J]. China Foundry, 2013, 10 (4) : 227-231.
- [30] VIGNESH C, CHOCKALINGAM K, SHERIF S U, et al. Predicting and optimizing the wear behavior of centrifugal cast $\beta\text{-TCP/Mg-2Zn-1Mn}$ alloys: A hybrid artificial neural network-grey relational analysis approach[J]. Proc. Inst. Mech. Eng. Part E: J. Process. Mech. Eng., 2024, 283 (1) : 1-12.
- [31] RICHARDS W J, BARRETT J R, SPRINGGATE M E, et al. Neutron radiography inspection of investment castings[J]. Appl. Radiat. Isot., 2004, 61 (4) : 675-682.
- [32] MAHETA N, SATA A. Development of a novel complexity index for investment casting[J]. Int. J. Met., 2024, 18 (3) : 2165-2180.
- [33] 方玉峰, 张伟, 郑炉玉. 3D打印在快速熔模铸造技术中的应用[J]. 铸造工程, 2024, 48 (S2) : 78-81.
- [34] PATTNAIK S, KARUNAKAR D B, JHA P K. Developments in investment casting process: A review[J]. J. Mater. Process. Technol., 2012, 212 (11) : 2332-2348.
- [35] 田国良, 卜昆, 邱飞, 等. 基于BP神经网络的熔模铸件收缩率预测研究[J]. 航空制造技术, 2018, 61 (9) : 47-51, 70.
- [36] DONG Y W, GUO X, YE Q W, et al. Shrinkage during solidification of complex structure castings based on convolutional neural network deformation prediction research[J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol., 2022, 118 (11-12) : 4073-4084.
- [37] SUBHANI T, RAMADAN M, FATHY N, et al. Innovation in metal casting processes: A review of metal matrix nanocomposites in metal and bimetal castings[J]. Crystals, 2025, 15 (2) : 24.
- [38] THANKACHAN T, PRAKASH K S, JOTHI S. Artificial neural network modeling to evaluate and predict the mechanical strength of duplex stainless steel during casting[J]. Sadhana-Academy Proceedings in Engineering Sciences, 2021, 46 (4) . DOI: 10.1007/s12046-021-01742-w.
- [39] MASTRULLO R, MAURO A W, PELELLA F, et al. Process control and energy saving in the ladle stage of a metal casting process through physics-based and ANN-based modelling approaches[J]. Appl. Therm. Eng., 2024, 248: 16.

(收稿日期: 20250513)