引用格式：石义官, 金鑫, 曹亚召, 等. 基于小样本元学习算法的弹药装备质量预测 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(4): 580-589.
Shi Yiguan, Jin Xin, Cao Yazhao, et al. Small sample data-based meta-learning algorithm for equipment quality prediction[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(4): 580-589. (in Chinese)

基于小样本元学习算法的弹药装备质量预测

石义官[1,2]，金 鑫[2]，曹亚召[3]，陈 勇[3*]，张龙杰[3]

（1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司，绵阳 621000；2. 北京理工大学机械与车辆学院，北京 100081；
3. 电子科技大学自动化工程学院，成都 611731）

摘要：为了解决小样本数据下弹药装备质量预测困难等问题，该文提出了一种基于小样本元学习算法的弹药装备质量预测模型。首先，为了满足元学习模型的输入要求，将预处理的弹药装备质量数据分成多批次的任务序列；其次，通过一系列的学习任务来训练弹药装备质量元学习模型，以获得弹药装备质量预测知识，当处理从未遇到过的任务时，学习到的知识可以帮助提升新任务学习的适应性和概括性。最后，通过公开的实验数据集和弹药装备质量数据集来验证所提出的弹药装备小样本元学习模型在质量预测方面的优越性。

关键词：弹药装备质量预测；小样本数据；多批次任务序列；元学习
中图分类号：TP274 **文献标志码：**A DOI: 10.12178/1001-0548.2025030

Small sample data-based meta-learning algorithm for equipment quality prediction

SHI Yiguan[1,2], JIN Xin[2], CAO Yazhao[3], CHEN Yong[3*], and ZHANG Longjie[3]

(1. China South Industries Group Automation Research Institute Co., Ltd, Mianyang 621000, China; 2. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 10008, China; 3. School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: To solve the difficulty of munition equipment quality prediction under small sample data, a munition equipment quality prediction model based on meta-learning algorithm is proposed in this paper. Firstly, the pre-processed ammunition equipment quality data is divided into multiple batches of task sequences to meet the input requirements of the small sample data meta-learning model. Secondly, the munition equipment quality meta-learning model is trained by a series of learning tasks to acquire the knowledge for predicting munition equipment quality, and when dealing with the tasks that have never been encountered before, the knowledge learned can help improve adaptability and generalization in learning these new tasks. Finally, the quality prediction validity of munition equipment quality meta-learning model is verified by open data set and munition equipment quality data set.

Key words: ammunition equipment quality; small sample data; multiple batches of task sequences; meta-learning

为了提高弹药装配过程的可靠性，弹药装备质量预测方法作为有效工具，在军工领域受到广泛关注，对于构建新型先进工业物联网具有关键作用[1]。在现代军工制造系统中，基于深度学习的弹药装备质量预测方法能够直接从海量原始数据中探索特征属性，从而实现一系列突破性进展[2]。然而，在实际的军工制造应用中，可供深度学习模型训练的数据量往往是有限的。当突发灾难性故障时，弹药装备生产系统会立即关闭，进行维护，使得很难收集到足够的产品质量数据用于深度网络的训练[3]，特别是在工业设备质量评估领域[4]，如何在有限监督信息条件下构建鲁棒性强的预测模型，已然成为亟待攻克的核心挑战。

当前研究主要围绕以下几个方向展开：生成式

收稿日期：2025−02−10
基金项目：国防基础科研项目（JCKY2022209A002）
作者简介：石义官，博士，正高级工程师，主要从事火炸药与弹药先进制造方面的研究。
*通信作者 E-mail: ychencd@uestc.edu.cn

数据扩充技术（通过构建对抗网络或变分自编码器重构数据分布）[5]、跨域知识迁移策略（利用预训练模型的参数共享机制）[6]、基于无标签数据的自监督预训练范式以及元学习框架下的快速适应机制[7]。其中生成式数据扩充技术通过构建对抗网络或变分自编码器，能够有效解决传统采样方法带来的模式坍塌问题。生成式数据构建方法与动态抽样策略相结合，能够显著提升产品质量问题的表征能力。针对监测数据分布失衡的挑战，研究者开发了多模态协同优化框架，文献 [8] 提出的方法聚焦于自适应增强算法与采样优化技术的协同应用，该研究通过改进监督分类器的权重更新机制，结合分层随机抽样策略，有效缓解了装备质量监测数据中的类别失衡问题。其核心创新体现在将工业控制系统的过程特征融入样本选择标准，这与传统实验环境下的采样优化形成显著区别。文献 [9] 提出了一种基于加权核的合成少数类过采样技术，该技术利用支持特征空间中的过采样向量机（support vector machine）分类器来克服非线性问题的局限性。同时，在模型架构创新中，研究者提出两类应对数据约束的方法：1）基于层级稀疏编码网络[10]，通过逐层特征蒸馏增强小样本判别力；2）代价敏感门控架构[11]，融合双向时序建模与权重自适应模块，借助主动学习动态优化样本分布，在维持诊断精度的同时降低标注需求。两类方法分别从特征提取与动态学习维度突破数据瓶颈。然而，传统深度学习方法在弹药产品装配生产工业场景中面临小样本数据条件下的泛化能力不足问题，数据稀缺与标注成本高昂严重制约了模型性能[12-14]。

为了解决弹药生产过程数据样本有限的问题，元学习（meta-learning）通过“学会学习”的机制，能够从有限样本中快速提取可迁移知识，为解决小样本数据下产品质量预测问题提供了新思路[15-16]。元学习构建了自适应小样本学习范式，其核心在于建立模型泛化能力的优化框架而非直接预测模型。特征工程作为数据表征的初级学习阶段，元学习系统通过迭代评估机制构建迁移知识库，使目标任务的完成仅需极少量监督信号。基于优化的实现路径中，无关建模元学习采用参数空间寻优策略[17]，其动态参数初始化机制通过梯度敏感度分析，即便在样本缺失的情况下，也能够使模型在接收新任务微调时，实现跨任务梯度更新的快速适应能力。当前研究已证实元学习在有限数据样本下工业质量管控中的有效性。针对输变电设备产品质量预测，文献 [12] 提出基于元学习的多重特征增强网络，通过特征空间重构提升缺陷表征能力；为了解决钢丝绳生产产品质量管控问题，文献 [13] 提出了改进型元学习框架，通过自适应权重分配机制实现了 98.7% 的检测准确率，而结合 YOLO 架构的元学习模型则在钢管产品质量管控中显著降低了样本需求[14]。此外，元学习与注意力机制[15, 18]、模型梯度优化[19]、分布相似性偏好[20] 等技术的融合，进一步增强了模型在跨域迁移与动态工况下的适应性[18, 21, 22]。值得注意的是，信息理论框架的引入为元学习提供了理论保障，其信息风险最小化原则有效提升了知识迁移的可靠性[23]。尽管现有方法已取得显著进展，但在处理跨模态数据关联[24]、非稳态工况特征适配[20, 22] 以及弹药装配过程中复杂工艺关联模式解耦等方面仍存在局限。近期研究提出的元正则化策略[25] 和混合优化范式[19]，虽在特征一致性保持和快速任务适应方面取得突破，但在工业产品质量预测场景的实时性与鲁棒性需求下，仍需探索更高效的元知识表示方法。因此，如何构建具有强泛化能力的元学习框架，实现小样本数据条件下多源异构弹药质量参数数据的精准质量预测，仍是当前亟待解决的关键问题。

在工业系统中，用于弹药装备质量预测的数据往往是复杂的时间序列信号，这些数据是从不同工作条件下的设备中采集而来的。然而，由于弹药装备质量样本的不足，不同的工作条件会引起干扰，从而使得识别复杂产品质量信息变得困难。为了应对这个问题，元学习需要具备更好的知识适应性。因此，在解决小样本质量预测问题并提高其在不同工作条件下的适应性方面，本文提出了一种元学习方法来实现弹药装备的质量预测。

1　问题分析和数据预处理

弹药装备的工艺参数是一项至关重要的信息，描述了特定任务或操作各个方面的重要指标。这些参数在定义任务的设计和功能以及最终确定弹药的最终质量方面起着重要作用。基于弹药装备的质量预测，旨在全面评估和判断弹药装备的质量水平，并根据其在相关方面的影响提供改进建议。通过弹药装备质量预测模型找出影响产品质量的主要因素，可以向弹药装备生产过程提供改进建议。因此，构建弹药装备质量预测模型刻画弹药装备质量水平是当前研究的焦点[26]。当前对弹药装备质量预测模型的研究主要基于深度学习，其原理是直接从

庞大的原始弹药装备质量数据中提取特征来建立弹药装备质量模型。然而，在弹药装备生产中往往存在着负样本数据较少的问题，在实际弹药装备生产中缺乏足够有价值的产品质量数据。在进行弹药装备质量知识模型构建之前，首先要对弹药装备数据进行分析和预处理，本文采用某厂弹药装备生产质量数据作为实验数据集，共 1 940 条数据，包含 124 个影响弹药装备质量的工艺参数。为了更好地分析和比较这些数据，采用 Z-score 标准化法对数据进行归一化处理。Z-score 标准化法[27] 是一种常用的数据归一化方法，它可以将原始数据转化为标准正态分布。通过这种方法，可以使数据的均值为 0，标准差为 1，从而消除数据间的量纲差异：

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

式中，Z表示弹药装备质量数据标准化后的值；X表示弹药装备质量原始数据；μ表示弹药装备质量数据标准的平均值；σ表示弹药装备质量数据标准的标准差。借助 Z-score 标准化方法，通过平衡数据的量纲差异，让各特征间的对比更具科学性和精准性，为进一步分析弹药装备质量数据提供有力的基础。

2 基于灰色关联分析的弹药装备关键工艺参数提取

对弹药装备关键工艺参数进行提取，旨在实现弹药装备的优化设计和生产过程的智能化控制。在进行参数建模训练时，若将全部 124 个工艺参数（包括弹药电性能、长度、摆差等）纳入考虑，不仅会消耗大量时间和资源，而且会增加计算复杂度。此外，并不是所有工艺参数对弹药装备质量的影响都是显著的。因此，精准识别关键工艺参数是构建弹药装备质量预测模型与优化工艺体系的核心环节。当前弹药制造领域针对参数筛选存在多种技术路径，本文通过构建灰色关联度分析模型，对弹药生产全流程数据进行多维度关联计算，实现工艺参数重要度量化评估。该建模方法能有效辨识影响装备质量波动的关键工艺节点参数。

灰色关联分析作为灰色系统理论的核心量化工具，通过建立序列间几何形态相似度函数，实现多维度变量对系统演变趋势的影响度动态评估。该方法能够揭示参数序列与参考序列的拓扑关联规律[28]，适用于数据相对较少、信息不完备、系统复杂度较高的情况。该方法的核心思想是通过建立关联度模型，将每个工艺参数与弹药装备质量之间的关联程度进行量化。基于灰色关联分析法，利用弹药装备工艺参数和质量数据进行关联度计算。关联度的计算公式为：

$$\xi_i(k) = \frac{\min\limits_i \min\limits_k |y(k) - x_i(k)| + \rho \max\limits_i \max\limits_k |y(k) - x_i(k)|}{|y(k) - x_i(k)| + \rho \max\limits_i \max\limits_k |y(k) - x_i(k)|} \tag{2}$$

式中，$x_i(k)$和$y(k)$表示弹药装备数据集第 k 个数据的工艺参数和标签；$\min\limits_i \min\limits_k |y(k) - x_i(k)|$和$\max\limits_i \max\limits_k |y(k) - x_i(k)|$分别表示在任意满足条件的 k 和 i 的取值下 $|y(k) - x_i(k)|$能得到的最小值和最大值；ρ为灰色关联系数；$\xi_i(k)$为灰色关联度。在本论文中设置灰色关联系数为 0.5，即$\rho = 0.5$。在计算出关联度ξ_i后与设定的灰色关联度阈值$\xi_i^{\min}$进行比较。如果关联度ξ_i大于灰色关联度阈值$\xi_i^{\min}$，则认定此工艺参数为弹药装备质量的关键工艺参数。本文将灰色关联阈值$\xi_i^{\min}$设定为 0.9，即$\xi_i^{\min} = 0.9$。

通过将弹药装备数据集代入式 (2) 计算后得到 124 个弹药装备工艺参数和弹药装备质量的灰色关联度。通过得到的不同工艺参数的灰色关联度与灰色关联度阈值$\xi_i^{\min}$比较，其中大于灰色关联度阈值的弹药装备工艺参数有 8 个，分别是：总长、摆差、过膛、重量、点火具电阻、全弹点火电阻、气密性和扭矩。上述参数为提取的弹药装备关键工艺参数，是后续建立弹药装备知识模型的基础。

3 基于元学习算法的弹药装备质量知识模型实现

基于元学习算法的弹药装备质量知识模型是一种利用先前的经验来快速适应新任务的模型。该模型结合了元学习算法和弹药装备质量知识，旨在通过学习先前的经验，快速预测和优化弹药装备的质量。元学习算法是一类机器学习方法，其目标是通过跨任务经验自动优化学习策略，从而通过微调参数便能快速适应新任务。它提供了一种学习新任务的快速、高效的方式，通过从先前任务中学习到的知识来指导学习过程。在弹药装备质量知识模型中，元学习算法被用来学习如何根据先前的经验来预测弹药装备的质量。首先，通过收集和整理大量的弹药装备数据，建立起一个弹药装备质量知识库。然后，通过元学习算法对这个知识库进行训练，学习得到一个预测模型。这个预测模型可以通

过输入弹药装备的关键工艺参数，快速预测出该装备的质量水平。通过将这个模型应用于新的弹药装备，可以快速、准确地评估其质量，发现存在的问题，并提出相应的改进措施。

3.1　元学习问题

元学习可以通过一些训练例子来学习新的技能，然后利用过去的经验来解决新任务上的问题，而不是从头开始学习。

假设弹药装配过程质量数据集可以表示为 $D=\{(x_1,y_1),\cdots,(x_n,y_n)\}$，其中 x 是输入的弹药装备工艺参数数据集，y 是弹药装备质量标签。需要寻找模型参数 θ 来使预知识预测模型 $y=f_\theta(x)$ 最小，即：

$$\theta^*=\arg\min_\theta \mathcal{L}(D;\theta,w) \tag{3}$$

式中，$\mathcal{L}$ 表示损失函数；w 是学习策略。与机器学习输入被标记的样本类似，元学习的输入是一系列的任务，即训练数据为：$D_{\text{train}}=\{(D_1^{\text{train}},D_1^{\text{test}}),\cdots,(D_n^{\text{train}},D_n^{\text{test}})\}$，测试数据为：$D_{\text{test}}=\{(D_1^{\text{train}},D_1^{\text{test}}),\cdots,(D_m^{\text{train}},D_m^{\text{test}})\}$。这些任务被分成了训练任务和测试任务。在这些任务上，需要预测一个如下模型：

$$\min_w \mathop{\mathrm{E}}_{\mathcal{T}\sim\mathcal{P}(\mathcal{T})}\mathcal{L}(D;w) \tag{4}$$

式中，$\mathcal{P}(\mathcal{T})$ 表示弹药装备知识模型训练过程中的所有任务；w 表示元学习知识。通过对任务 $\mathcal{P}(\mathcal{T})$ 的训练，得到一个通用的元学习知识，表示 w 可以使不同任务的损失函数值足够小。

元学习框架通过构建参数空间的双层优化架构实现跨任务知识迁移。在元知识空间层面，模型通过参数空间优化机制持续积累跨领域表征模式，其演化过程表现为不同任务间梯度信息的动态耦合。任务执行层则通过局部参数微调机制，在特定任务域内构建监督信号驱动的特征映射关系。该架构采用任务解耦范式：每个元任务实例由支持集驱动模型参数更新，并通过查询集验证知识迁移的有效性。在 N-way K-shot 学习范式下，模型需在 N 维分类空间内构建判别边界，其中每个类别提供 K 个支撑样本进行决策面初始化。值得注意的是，任务构造过程中的样本复用机制通过引入随机任务生成器，在保证任务分布多样性的前提下实现参数空间的动态正则化约束。这种基于任务分布熵最大化的训练策略，使得模型在有限样本条件下仍能维持特征提取器的域不变特性。

3.2　元学习模型残差学习算法设计

基于元学习算法的弹药装备质量预测知识模型（meta learning quality analysis, MLQA）算法通过优化初始参数设置，期望在外层训练模型的初始化参数，使模型在面对数据有限的新任务时能够快速适应[29]。该方法的核心理念是寻找一组具备广泛适应性的基础参数配置，使得仅需少量训练步骤即可有效调整模型参数。从知识迁移的角度看，该算法着重构建能够跨任务共享的特征表示模式，当处理新任务时，仅需在已有参数基础上进行局部调整，即可实现高效的知识迁移。为了找到一个主要的一般内部表征，在应对新任务时，需提升参数响应阈值，使得参数梯度扰动能引发损失函数的指数级跃变，该机制在少样本学习场景中尤为重要，通过建立参数空间的高阶敏感性映射关系，确保模型对新任务特征具备动态响应能力。

MLQA 显式地训练参数，模型由一个由参数 θ 决定的函数 f_θ 表示。该框架采用双层级参数共享架构，全局参数 θ 同步作用于两个优化层级。局部优化单元通过计算特定子任务的目标函数梯度，驱动参数空间进行迭代更新，在梯度下降后，模型的参数 θ 将更新为 θ_i'。内层的残差网络权重参数 θ 的梯度更新公式为：

$$\theta_i'=\theta-\alpha\nabla_\theta\mathcal{L}_{T_i}(f_\theta) \tag{5}$$

式中，α 是内层训练学习因子。

外部循环被称为元优化。根据优化后的内环参数 θ_i'，在新任务上重新计算损失，计算并更新初始参数 θ 的梯度。外层残差网络权重参数 θ 的梯度更新公式为：

$$\theta\leftarrow\theta-\beta\nabla_\theta\sum_{\mathcal{T}_i\sim\mathcal{P}(\mathcal{T})}\mathcal{L}_{\mathcal{T}_i}(f_{\theta_i'}) \tag{6}$$

式中，β 是外层训练的学习因子。基于外环迭代优化框架，通过对任务空间分布 $p(T)$ 进行参数空间的梯度协同寻优，可推导出收益模型的全局最优解。该元训练架构的核心目标在于建立跨任务泛化能力，通过约束多任务损失期望的联合下界实现模型普适性提升，即可得：

$$\min_\theta\sum_{\mathcal{T}_i\sim\mathcal{P}(\mathcal{T})}\mathcal{L}(f_{\theta_i'})=\sum_{\mathcal{T}_i\sim\mathcal{P}(\mathcal{T})}\mathcal{L}(f_{\theta-\alpha\nabla_\theta\mathcal{L}_{T_i}(f_\theta)}) \tag{7}$$

本文选择交叉熵损失函数[30]作为上述损失函数 $\mathcal{L}$ 的构建基础。交叉熵损失函数是机器学习和深度学习中常用的一种衡量模型预测结果与真实结果

之间差异的度量方法，被广泛用于分类任务中，特别是在监督学习中。具体来说，交叉熵损失函数衡量了模型在给定输入数据时所预测的概率分布与实际标签的差异。该方法通过评估预测输出与标注真值的误差幅度，构建模型性能量化指标，其核心机制在于分析预测结果的统计分布差异，建立误差分布特性与模型精度的映射关系。在分类任务中，通常使用一种称为“独热编码”的表示方式来表示真实标签。独热编码通过映射离散类别标签生成高维向量，特定索引位置的元素置 1，其他维度保持零值状态，该编码机制能有效实现特征空间的稀疏表示。交叉熵损失函数通过将模型的预测结果与真实标签的独热编码进行相应元素相乘，并取对数，然后求和来得到最终的损失值。这个过程可以看作是对模型的预测结果进行了一个概率分布的转换，并比较其与真实标签之间的相似度。其中交叉熵损失函数的公式为：

$$\mathcal{L}_{\mathcal{T}_i}(f_\varphi)=\sum_{x^{(j)},y^{(j)}\sim\mathcal{T}_i} y^{(j)}\log f_\varphi(x^{(j)})+(1-y^{(j)})\log(1-f_\varphi(x^{(j)})) \tag{8}$$

式中，$y^{(j)}$表示弹药装备数据 j 的标签；$f_\varphi(x^{(j)})$表示弹药装备数据 j 预测为正类的概率。

3.3 基于元学习算法的弹药装备质量知识模型

通过 3.2 节得到了弹药装备质量数据的 8 个关键工艺质量参数：总长、摆差、过膛、重量、点火具电阻、全弹点火电阻、气密性和扭矩。为了后续表示方便，将 8 个关键工艺质量参数分别用 x_1、x_2、x_3、x_4、x_5、x_6、x_7、x_8表示。图 1 展示了元学习算法应用于弹药装备质量预测的整体流程框架。从中可以看出，首先要对弹药装备质量数据集进行分批次、分任务划分，然后将划分好的多个任务传入元学习算法模型进行训练和微调，最后得到弹药装备质量预测知识模型。

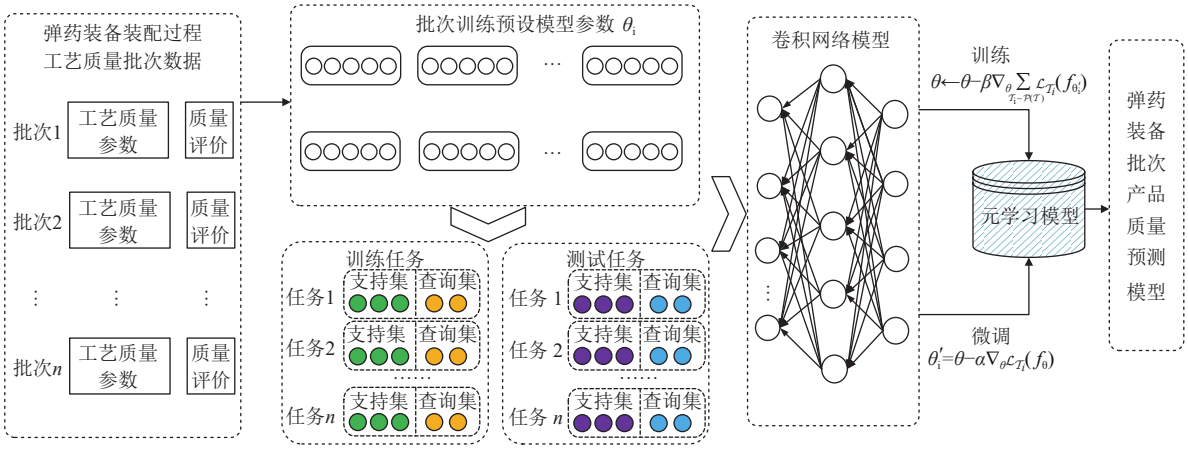


图 1 基于元学习算法的弹药装备质量预测

MLQA 的学习过程如下。

1）对小样本产品原始数据集进行归一化处理，并构建卷积神经网络作为训练模型的网络结构。

2）将归一化后的产品数据集 D 分为训练集 D_{train} 和测试集 D_{test}。

3）分别在 D_{train} 和 D_{test} 中随机采样。从所有数据类别中随机抽取 N 个类别，每个类别抽取 Q 个样本，K 个样本构成支持集，其余的 Q–K 样本称为查询集。因此一个分类任务 $\mathcal{T}_i$ 中有 NK 个样本。若干个分类任务 $\mathcal{T}_i$ 组成批次任务 $\mathcal{P}(\mathcal{T})$。

4）通过损失函数来实现模型训练过程中的梯度更新，而各分类任务的损失函数如下：

$$\mathcal{L}_{\mathcal{T}_i}(f_\varphi)=\sum_{x^{(j)},y^{(j)}\sim\mathcal{T}_i} y^{(j)}\log f_\varphi(x^{(j)})+(1-y^{(j)})\log(1-f_\varphi(x^{(j)})) \tag{9}$$

5）模型内环任务的参数按式 (5) 更新。

6）模型的内环批量任务参数优化后，可根据式 (6) 更新模型外环任务参数：

7） 重复步骤 5）和步骤 6），得到基于元学习算法的弹药装备质量预测知识模型 f_{model}。

4 实验仿真

在这一部分中，为了验证 MLQA 模型在有限数据下的产品质量预测性能，在弹药装备质量数据集上进行了一系列的实验验证。弹药装备质量数据集总共有 1 940 条数据，包含 124 个影响弹药装备

质量的工艺参数。为了减少计算复杂度，在第 2 节中通过灰色关联分析获得了 8 个关键弹药装备质量工艺参数：分别是：总长、摆差、过膛、重量、点火具电阻、全弹点火电阻、气密性和扭矩。因此一条弹药装备质量数据用$\{X,y\}$表示，其中 y 表示弹药装备质量的标签，X表示弹药装备的关键工艺质量参数，即 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_8\}$。仿真实验过程如下，包括实验参数设置、实验结果和模型通用性验证 3 个部分。

算法 1　MLQA

输入：弹药装备质量数据集 D，元学习的内部学习率α和外部学习率β。

输出：分类器模型f_{model}

分割 $D\rightarrow D_{\text{train}},D_{\text{test}}$

分配$D_{\text{train}},D_{\text{test}}\rightarrow\mathcal{P}(\mathcal{T})$

随机初始化模型参数θ

while not done do

　选取任务$\mathcal{T}_i\sim\mathcal{P}(\mathcal{T})$

　for all $\mathcal{T}_i$ do：

　　样本 K 个数据点 D=$\{x(j)$，$y(j)\}$来自$\mathcal{T}_i$

　end for

　for all $\mathcal{T}_i$ do

　　使用式 (5) 和 D 来评估$\nabla_\theta\mathcal{L}_{\mathcal{T}_i}(f_\theta)$

　　使用梯度下降法计算自适应的参数

　end for

　通过式 (6) 更新模型参数θ

end while

4.1　实验参数设置

对于弹药装备质量数据集，分别实验了多次以验证 MLQA 在不同样本量下的预测准确性。根据上述设置，训练 epoch 的个数为 100，每个 epoch 包括 100 个训练任务和 10 个测试任务。如第 3 节所述，MLQA 算法的学习过程分为两层，内层的学习因子α为 0.04，外层的学习因子β为 0.001。

多任务学习框架采用共享主干网络进行联合表征提取，各子任务通过梯度反向传播协同优化基模型参数初始化。在接下来的实验设计中，该框架包含 4 阶段特征提取模块，通过多任务损失动态调整增强参数空间的泛化能力。每个模块的第 1 层是一个 3×3 卷积与 32 个滤波器，后续网络架构依次为 ReLU 激活层、批量标准化层及 2×2 最大池化操作模块，模型最后一层的输出特征均需传入 Softmax 函数进行概率归一化。训练过程中采用类别判别损失函数，通过计算预测分布与真实标签的交叉熵差异驱动参数更新，RELU 采用校正线性单位激活函数。

4.2　弹药装备质量预测

在弹药装备质量预测中，也有使用迁移学习进行小样本数据分析的案例。为了与迁移学习方法进行比较，选择了 3 个具有优秀学习能力的弹药装备质量预测方法，即反向传播（BP）神经网络算法[31]、径向基（RBF）神经网络算法[32]和迁移学习[33]作为对比。在所构建的知识迁移框架中，采用两阶段优化策略：首先基于源域故障数据集对主干网络实施特征预提取训练，随后通过目标域样本进行全参数优化调整。通过分层优化对比实验测试发现，全局微调策略在参数空间泛化能力上显著优于局部优化模式（仅调整分类器参数），该结论在跨域故障诊断的泛化误差分析中得到验证。因此，迁移学习的实验结果都是基于对整个网络的微调。公平起见，将所有的实验参数保持一致。所对比的迁移学习算法架构参数为：保留 BERT 迁移学习基础架构，冻结前 6 层，微调后 6 层来适配划分的弹药多任务批次数据，添加两层全连接层作为分类器，并引入 Dropout 防止过拟合。参数设置上，预训练层初始学习率为 5×10^{-6}；分类层初始学习率为 1×10^{-4}，以加速新参数收敛。优化器选用 Adam，权重衰减设为 0.01。批量大小训练集为 32，验证集为 64。训练轮次设为 15。同时为了验证不同算法对小样本数据量的敏感度，在训练测试时分别采用 5-shot 和 6-shot 的实验规则，表 1 展示了不同算法对弹药装备质量预测的结果。

表 1　不同算法对弹药装备质量的预测结果

算法/模型	评价指标	5-shot	6-shot
MLQA	准确度	**0.801 0**	**0.824 5**
	F1得分	**0.797 7**	**0.801 4**
	精准度	**0.820 5**	**0.864 7**
迁移学习	准确度	0.761 0	0.775 4
	F1得分	0.742 3	0.746 8
	精准度	0.770 4	0.776 6
BP神经网络	准确度	0.718 7	0.719 7
	F1得分	0.626 2	0.624 7
	精准度	0.653 3	0.648 7
RBF神经网络	准确度	0.720 6	0.718 9
	F1得分	0.648 7	0.657 4
	精准度	0.657 4	0.648 8

由表 1 可以看出，本文提出的算法 MLQA、迁移学习、BP 神经网络和 RBF 神经网络算法在 5-shot 实验参数设置下的预测准确度分别为 80.10%、

76.10%、71.87% 和 72.06%；在 6-shot 实验参数设置下的预测准确度分别为 82.45%、77.54%、71.97% 和 71.89%。从以上数据可以看出，本文提出的算法 MLQA 在 5-shot 和 6-shot 的实验条件设置下都高于其他 3 个算法，这证明了 MLQA 在小样本数据下弹药装备质量预测的优越性。同时值得注意的是在 5-shot 和 6-shot 实验设置下不同算法的预测准确率分别增加了 2.35%、1.44%、0.10% 和−0.17%。可以发现 MLQA 算法相对于其他算法对数据的敏感程度更高。

在模型评估体系中，除基础准确率外，需结合查准率与 F1 综合指标构建多维评价维度。查准率聚焦模型的正类判别可信度，这一指标在误判成本较高的场景中尤为重要。而 F1 度量通过调和平均机制平衡查准率与查全率，其数学特性决定了其对“假阳性”与“假阴性”两类错误的敏感性差异，尤其适用于类别分布不均衡的任务，能有效避免单一指标的片面性评价。通过表 1 可以看出 MLQA 不仅弹药装备质量预测的准确度高于其他 3 个算法，F1 得分和精准度也高于其他 3 个算法。通过以上 3 个指标可以证明提出的 MLQA 算法在弹药装备质量预测上的有效性和优越性。

为了进一步确定 MLQA 的优越性，图 2 展示了 MLQA 和迁移学习模型在 5-shot 实验条件下训练过程中的损失函数的变化。从图 2 中可以看出 MLQA 和迁移学习在前 5 000 更新步的损失值相近，但是在后 5 000 更新步中，MLQA 算法的损失值下降明显优于迁移学习，这也证明了提出的 MLQA 算法的优越性。图 3 展示了 MLQA 在 5-shot 实验条件下训练过程中的准确度的变化，从图中可以很明显地看出 MLQA 对弹药装备质量预测的准确度高于迁移学习，并且实验结果与图 2 的损失函数曲线相互验证，进一步证明了 MLQA 的优越性。

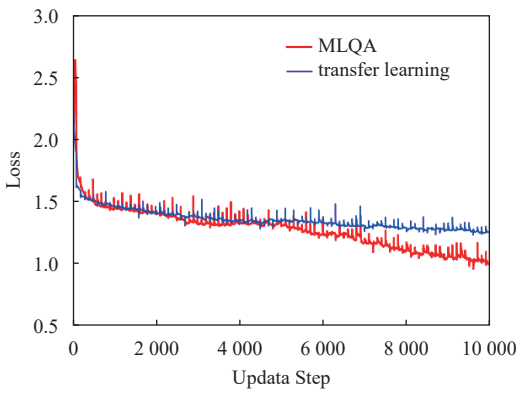


图 2 MLQA 和迁移学习训练过程中的损失函数曲线

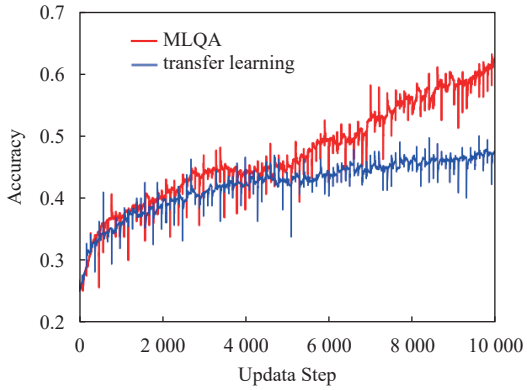


图 3 MLQA 和迁移学习训练过程中的准确值曲线

4.3 MLQA 通用性验证

弹药装备质量数据集是一种数值数据，为了验证 MLQA 模型的通用性，使用 KTH-TIPS 图像数据库（KTS）[34] 进行训练。TIPS 代表不同光照、姿态和比例下的纹理。KTS 是一个图形数据，目前包含了 10 个这些材料的图像。该数据库包括 810 张灰度图像：10 种不同类型的典型表面缺陷各 81 张样本。因为 KTS 数据集有 10 个不同标签的数据，因此在此实验中采取 N-way，K-shot 的小样本实验设置的思想，训练过程中的 MLQA 和迁移学习的精度曲线如图 4 所示。可以看出 MLQA 预测的准确性精度和数据收敛性都高于迁移学习模型，这也表明 MLQA 模型在图形数据中同样具有优异的性能。图 5 显示了随着更新步数的增加，预测准确率的变化情况，可以看出，本文提出的 MLQA 经过 5 步梯度更新后预测精度曲线收敛。与其他方法相比，MLQA 模型具有更高的预测精度和更快的曲线收敛速度，这证明了 MLQA 在实际工业生产中具有更好的泛化能力和知识适应性。

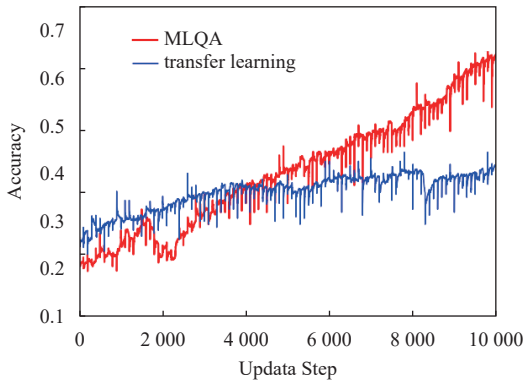


图 4 MLQA 和迁移学习训练过程中的准确值曲线

为了验证 MLQA 模型对图形数据集的新样本具有更好的知识适应性，表 2 和表 3 给出了有限数

据在 KTS 上的实验结果。10 步和 15 步的含义与实验 2 相同。5 类缺陷样本在不同步长下的 MLQA 准确率分别为 79.20%、80.84%、79.63%、80.75%，6 类缺陷样本在不同步长下的 MLQA 准确率分别为 77.28%、78.04%、77.06%、79.21%，均显著高于其他方法。同样，为了更全面地评价，还引入了精度和 F1 分数。以上实验结果不仅表明了 MLQA 模型对图形数据的有效性，也验证了 MLQA 的通用性。对比在 PF 和 KTS 数据集上的实验结果，应用于 MLQA 的图形数据的预测精度提高更为显著，这证明 MLQA 在 KTS 上的表现优于在 PF 上的表现，造成这种情况的原因之一可能是图形数据的有效特征更多，可以选择分类效果更好、效度更高的特征。另一个原因可能是 KTS 有 10 个类别，模型在训练过程中可以获得更有效的信息来更新权值模型。

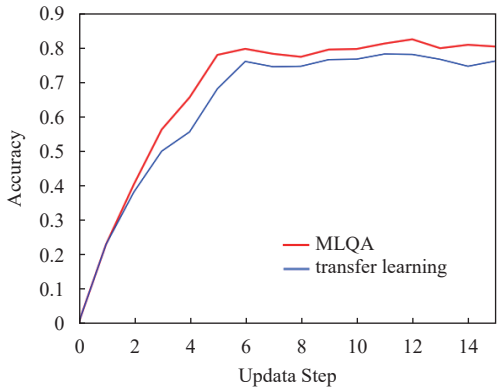


图 5　MLQA 和迁移学习测试过程中的准确值曲线

表 2　不同算法在 5-way 实验条件下对 KTS 质量的预测结果

模型/算法	5 way			
	5-shot		6-shot	
	10 步	15 步	10 步	15 步
迁移学习准确度	0.727 0	0.731 0	0.720 0	0.720 0
MLQA 准确度	**0.792 0**	**0.808 4**	**0.796 3**	**0.807 5**
迁移学习 F1得分	0.711 6	0.721 2	0.704 4	0.703 8
MLQA F1得分	**0.784 0**	**0.798 3**	**0.779 5**	**0.780 6**
迁移学习精准度	0.738 4	0.756 3	0.733 2	0.730 5
MLQA 精准度	**0.801 9**	**0.812 4**	**0.797 8**	**0.791 7**

MLQA 算法在弹药装备质量预测及图像数据集上的优越性可归因于其多任务学习框架与分层优化机制的协同作用。首先，多任务联合表征学习通过共享主干网络实现了跨任务特征复用，在样本量受限时有效抑制了过拟合风险，尤其是四阶段特征提取模块中卷积、批归一化与池化操作的组合，增强了局部特征抽象能力与空间不变性，使得模型对弹药数据中的噪声扰动和图像数据中的特性变化具有更强的鲁棒性。其次，内外层双学习因子机制（内层 0.04，外层 0.001）平衡了任务特异性与全局泛化的矛盾：内层快速适应任务分布差异，外层则通过缓慢更新保护共享参数的泛化性，这一策略在小样本场景下显著提升了参数空间的适应性。此外，两阶段优化策略（预训练+全网络微调）通过迁移源域知识弥补目标域数据稀疏性，而动态损失加权机制进一步缓解了多任务间的梯度冲突问题。对于图像数据表现更优的现象，可能源于图像的高维特征空间为多任务学习提供了更丰富的可迁移模式，而弹药数据的数值型特征则需要更精细的跨域对齐，这反映出 MLQA 对异构数据的特征解耦能力具有普适优势。

表 3　不同算法在 6-way 实验条件下对 KTS 质量的预测结果

模型/算法	6 way			
	5-shot		6-shot	
	10 步	15 步	10 步	15 步
迁移学习准确度	0.705 4	0.708 7	0.686 9	0.717 7
MLQA 准确度	**0.772 8**	**0.780 4**	**0.770 6**	**0.792 1**
迁移学习 F1得分	0.651 2	0.652 3	0.637 4	0.671 9
MLQA F1得分	**0.741 7**	**0.734 4**	**0.730 0**	**0.751 3**
迁移学习精准度	0.664 6	0.667 2	0.646 5	0.682 4
MLQA 精准度	**0.732 2**	**0.729 9**	**0.718 4**	**0.731 7**

5　结束语

本文提出了一种基于元学习算法的新型小样本弹药装备质量预测方法，即 MLQA 算法。该方法对小样本数据的弹药装备质量预测是有效的，并具有较强的适应实际工业的工况转移适应性。通过灰色关联分析法获得影响弹药装备的关键工艺参数减少计算的复杂度，并通过少量的梯度更新步骤找到合适的初始化参数，构建了一种元学习策略。通过弹药装备质量数据集和公开的图像分类数据集验证

了其实用性。实验结果表明，该方法在小样本的弹药装备质量预测中具有较高的精度。而且由于它的学习能力，所提出的方法可以使用少量的梯度步骤来适应新的类别。此外，由于元学习算法的思想，MLQA 获得了稳定的知识适应性。它可以帮助模型在小样本数据集的实验条件下实现质量预测。

参 考 文 献

[1] 赵乾, 郑娜娜, 李润伟, 等. 新形势下弹药产品质量检验的方法探析[J]. 新技术新工艺, 2022(5): 51-53.
Zhao Qian, Zheng Nana, Li Runwei, et al. Analysis on methods of quality inspection of ammunition products under the new situation[J]. New Technology & New Process, 2022(5): 51-53. (in Chinese)

[2] 李聪, 石义官, 黄权, 等. 基于深度学习的小口径弹药装配设备故障诊断专家系统[J]. 兵工自动化, 2023, 42(6): 20-26.
Li Cong, Shi Yiguan, Huang Quan, et al. Fault diagnosis expert system of small caliber ammunition assembly equipment based on deep learning[J]. Ordnance Industry Automation, 2023, 42(6): 20-26. (in Chinese)

[3] 康传国. 面向对象的装备数据库系统设计及实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
Kang Chuanguo. Object-oriented weaponry Database system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)

[4] 黄景德, 王军波, 王伟. 小子样条件下制导弹药可靠性评估系统研究[J]. 弹箭与制导学报, 2006, 26(1): 535-536,541.
Huang Jingde, Wang Junbo, Wang Wei. A study of guided ammunition reliability judging system based on little lots[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2006, 26(1): 535-536,541. (in Chinese)

[5] Zhang Hongguang, Zhang Jing, Koniusz P. Few-shot learning via saliency-guided hallucination of samples[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 2765-2774.

[6] Yao Huaxiu, Zhang Chuxu, Wei Ying, et al. Graph few-shot learning via knowledge transfer[C]//Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York: AAAI Press, 2020: 6656-6663.

[7] Vinyals O, Blundell C, Lillicrap T, et al. Matching networks for one shot learning[C]//Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. Barcelona: Curran Associates Inc. , 2016: 3637-3645.

[8] Martin-Diaz I, Morinigo-Sotelo D, Duque-Perez O, et al. Early fault detection in induction motors using AdaBoost with imbalanced small data and optimized sampling[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3): 3066-3075.

[9] Mathew J, Pang C K, Luo Ming, et al. Classification of imbalanced data by oversampling in kernel space of support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(9): 4065-4076.

[10] Saufi S R, Ahmad Z A B, Leong M S, et al. Gearbox fault diagnosis using a deep learning model with limited data sample[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6263-6271.

[11] Peng Peng, Zhang Wenjia, Zhang Yi, et al. Cost sensitive active learning using bidirectional gated recurrent neural networks for imbalanced fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2020, 407: 232-245.

[12] 毛万登, 袁少光, 姜亮, 等. 元学习优化的多重特征增强输变电缺陷检测网络[J]. 制造业自动化, 2025, 47(2): 59-67.
Mao Wandeng, Yuan Shaoguang, Jiang Liang, et al. Multi-feature enhancement network for power transmission and transformation defect detection based on meta-learning optimization[J]. Manufacturing Automation, 2025, 47(2): 59-67. (in Chinese)

[13] 黄毅, 郭金梦, 任子誉, 等. 基于改进元学习的小样本钢丝绳表面损伤检测[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(13): 256-269.
Huang Yi, Guo Jinmeng, Ren Ziyu, et al. Few-shot surface damage detection of wire rope using improved meta-learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(13): 256-269. (in Chinese)

[14] 李凌波, 田彦, 江旭东, 等. 一种基于元学习的改进YOLO钢管表面缺陷小样本检测模型[J]. 机电工程, 2025, 42(5): 985-993.
Li Lingbo, Tian Yan, Jiang Xudong, et al. Improved meta-learning YOLO-based few-shot object detecting model for surface defects in steel tub[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2025, 42(5): 985-993. (in Chinese)

[15] 宋阿隆, 崔学荣. 基于元学习和轻量化注意力机制的小样本图像检索方法[J]. 物联网技术, 2025, 15(5): 71-74.
Song A'long, Cui Xuerong. Small sample image retrieval method based on meta-learning and lightweight attention mechanism[J]. Internet of Things Technologies, 2025, 15(5): 71-74. (in Chinese)

[16] 仲林林, 吴奇, 叶俊杰, 等. 基于元学习的变电设备小样本缺陷图像检测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10): 154-167.
Zhong Linlin, Wu Qi, Ye Junjie, et al. Meta-learning-based few-shot image detection of defects in substation equipment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 154-167. (in Chinese)

[17] Finn C, Abbeel P, Levine S. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney: PMLR, 2017: 1126-1135.

[18] 郭佳, 郑山红, 陈闯, 等. 融合元学习和注意力机制的跨域推荐算法研究[J]. 计算机仿真, 2024, 41(12): 344-348.
Guo Jia, Zheng Shanhong, Chen Chuang, et al. Research on cross-domain recommendation algorithm integrating meta-learning and attention mechanism[J]. Computer Simulation, 2024, 41(12): 344-348. (in Chinese)

[19] Xu Zhixiong, Chen Xiliang, Cao Lei. Fast task adaptation based on the combination of model-based and gradient-

based meta learning[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(6): 5209-5218.

[20] Ren Chao, Jiang Bin, Lu Ningyun, et al. Meta-learning with distributional similarity preference for few-shot fault diagnosis under varying working conditions[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2024, 54(5): 2746-2756.

[21] 岳灵, 李晓宁, 韩楠, 等. 跨域图像空间数据少样本学习研究[J]. 无线电工程, 2024, 54(12): 2800-2819.
Yue Ling, Li Xiaoning, Han Nan, et al. Research on cross-domain image spatial data few-shot learning[J]. Radio Engineering, 2024, 54(12): 2800-2819. (in Chinese)

[22] Chen Jianjun, Hu Weihao, Cao Di, et al. A meta-learning method for electric machine bearing fault diagnosis under varying working conditions with limited data[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3): 2552-2564.

[23] Jose S T, Simeone O, Durisi G. Transfer meta-learning: Information-theoretic bounds and information meta-risk minimization[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2022, 68(1): 474-501.

[24] 简丽琼. 多模态智能中的跨模态迁移学习策略研究[J]. 信息与电脑, 2024, 36(22): 180-182.
Jian Liqiong. Research on cross-modal transfer learning strategy in multi-modal intelligence[J]. Information & Computer, 2024, 36(22): 180-182. (in Chinese)

[25] Tian Pinzhuo, Li Wenbin, Gao Yang. Consistent meta-regularization for better meta-knowledge in few-shot learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(12): 7277-7288.

[26] 牛卉, 贾寓词, 李浩成, 等. 舰载机用航空弹药装备情况研究[J]. 国防科技, 2022, 43(5): 29-34.
Niu Hui, Jia Yuci, Li Haocheng, et al. The equipment of aerial bombs for shipborne aircraft[J]. National Defense Technology, 2022, 43(5): 29-34. (in Chinese)

[27] Kolarik M, Burget R, Riha K. Comparing normalization methods for limited batch size segmentation neural networks[C]//Proceedings of the 43rd International Conference on Telecommunications and Signal Processing. Milan: IEEE, 2020: 677-680.

[28] 张江鹏, 付云伟, 吴纯治, 等. 面向多工况设备故障诊断的改进灰色关联分析法[J]. 机械, 2023, 50(6): 67-73.
Zhang Jiangpeng, Fu Yunwei, Wu Chunzhi, et al. Improved grey correlation analysis method for fault diagnosis of multi-mode equipment[J]. Machinery, 2023, 50(6): 67-73. (in Chinese)

[29] Zhang Peng, Liu Chenbing, Chang Xingshuo, et al. Metric-based meta-learning model for few-shot PolSAR image terrain classification[C]//Proceedings of the CIE International Conference on Radar. Haikou: IEEE, 2021: 2529-2533.

[30] 胡磊, 赵辉, 南熠, 等. 基于搜索规则和交叉熵优化的无人机路径规划方法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(6): 2144-2152.
Hu Lei, Zhao Hui, Nan Yi, et al. Unmanned aerial vehicle path planning method based on search rule and cross entropy optimization[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(6): 2144-2152. (in Chinese)

[31] 王卓鑫, 赵海涛, 谢月涵, 等. 反向传播神经网络联合遗传算法对复合材料模量的预测[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(10): 1341-1348.
Wang Zhuoxin, Zhao Haitao, Xie Yuehan, et al. Prediction of modulus of composite materials by BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(10): 1341-1348. (in Chinese)

[32] 刘美玉, 刘启发, 程亚玲, 等. 基于梯度下降算法的光学神经网络性能的研究[J]. 微电子学与计算机, 2022, 39(12): 13-20.
Liu Meiyu, Liu Qifa, Cheng Yaling, et al. Research on the performance of optical neural network based on gradient descent algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2022, 39(12): 13-20. (in Chinese)

[33] Minoofam S A H, Bastanfard A, Keyvanpour M R. TRCLA: A transfer learning approach to reduce negative transfer for cellular learning automata[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(5): 2480-2489.

[34] Fritz M, Hayman E, Caputo B, et al. The kth-tips database[EB/OL]. Stockholm: KTH Royal Institute of Technology, 2004[2025-03-20]. https://www.csc.kth.se/cvap/databases/kth-tips/index.html.

责任编辑　叶　芳