

非高斯噪声与非线性畸变：IIoT 环境下的鲁棒回声消除研究

杨瑞丽¹ 班爱莹¹

YANG Ruili BAN Aiying

摘要

工业物联网（IIoT）的快速发展推动了智能制造、智慧工厂和工业自动化系统的升级。在 IIoT 环境中，传感器、执行器和通信设备产生海量数据，并通过网络进行实时交互。然而，工业环境中的噪声干扰（如机械振动、电磁干扰）和信号传输过程中的非线性畸变（如多径效应、传感器非线性）严重影响了数据的可靠性和系统性能。传统的信号处理方法通常假设噪声服从高斯分布，并采用线性模型进行回声消除，但在实际工业场景中，噪声往往呈现非高斯特性（如脉冲噪声、重尾分布），且系统存在显著的非线性效应。基于此，文章提出一种面向 IIoT 大数据融合联合优化方案。首先，在非线性回声建模方面，采用无记忆非线性滤波器与稀疏 FIR 滤波器的级联结构，分别对非线性器件和线性声学路径进行建模。无记忆非线性滤波器（如分段线性函数）能够高效模拟非线性失真，而稀疏 FIR 滤波器则通过优化权值分布降低计算复杂度，从而在保证建模精度的同时提升计算效率；其次，在自适应滤波算法设计上，提出了一种改进的鲁棒算法——修正的改进比例归一化符号算法（MIPNSA）。该算法在符号算法（SA）的基础上引入比例归一化机制，通过动态调整稀疏路径的权值更新步长，显著提升收敛速度；同时，结合 L_1 范数优化增强算法对非高斯噪声的鲁棒性，确保在工业噪声环境下的稳定性能，使其更适合部署在资源受限的边缘设备上。研究结果表明，所提方法在非高斯噪声和非线性系统场景下具有显著的理论意义与工程应用价值。

关键词

工业物联网；非线性回声消除；非高斯噪声

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.039

0 引言

工业物联网（IIoT）的大数据融合技术依赖于高可靠、低时延的通信系统，而声学回声和非高斯噪声是影响数据质量的关键因素^[1]。传统回声消除方法基于线性假设（如 FIR 滤波器），但在 IIoT 环境中，由于低成本传感器、边缘计算设备的广泛部署，信号传输路径常受功率放大器、扬声器等非线性器件的影响^[2]，导致非线性回声问题日益突出。这种非线性回声不仅难以被传统线性滤波器消除，还会干扰声学脉冲响应的正确估计，降低语音、振动等关键数据的融合精度。与此同时，工业环境中的噪声往往呈现非高斯特性，如机械冲击噪声、电磁干扰等，其强冲击性使得基于 L_2 范数的传统自适应滤波算法（如 LMS、NLMS）性能显著退化，导致系统收敛速度慢、稳态误差大。此外，工业场景中的回声路径通常具有稀疏性，例如多径反射的时延集中特性，合理

利用这一特性可以显著降低计算复杂度，从而适应边缘设备的资源约束^[3]。

针对上述问题，现有研究方法存在明显不足。在非线性建模方面，Volterra 滤波器虽然能够有效表征有记忆非线性，但其系数数目随记忆长度和阶次呈指数增长，计算复杂度，难以实际应用；而无记忆非线性模型虽然计算高效，却无法准确描述动态非线性特性。在噪声鲁棒性方面，传统算法基于高斯噪声假设，对非高斯噪声缺乏适应性，导致在工业环境中的性能严重下降^[4]。此外，现有方法大多未充分利用回声路径的稀疏特性，造成计算资源的浪费，难以满足 IIoT 边缘设备的实时性要求。

本文提出一种面向 IIoT 大数据融合联合优化方案。首先，在非线性回声建模方面，采用无记忆非线性滤波器与稀疏 FIR 滤波器的级联结构，分别对非线性器件和线性声学路径进行建模^[5]。无记忆非线性滤波器（如分段线性函数）能够高效模拟非线性失真，而稀疏 FIR 滤波器则通过优化权值分布降低计算复杂度，从而在保证建模精度的同时提升计算效率。其次，在自适应滤波算法设计上，提出了一种改进的

1. 商丘工学院 河南商丘 476000

[基金项目] 商丘工学院 2024 年校级科研项目“2024KYXM05 工业物联网大数据融合技术研究”

鲁棒算法——修正的改进比例归一化符号算法 (MIPNSA)。该算法在符号算法 (SA)^[6] 的基础上引入比例归一化机制, 通过动态调整稀疏路径的权值更新步长, 显著提升收敛速度; 同时, 结合 L_1 范数优化增强算法对非高斯噪声的鲁棒性, 确保在工业噪声环境下的稳定性能, 使其更适合部署在资源受限的边缘设备上。

1 非线性建模方案

本文采用基于 Hammerstein 模型的非线性回声消除方案, 如图 1 所示。其中, $x(n)$ 为系统的输入信号; $\hat{s}(n)$ 为非线性滤波器的输出, 也是线性滤波器的输入; $\hat{y}(n)$ 为线性滤波器的输出; $\hat{\mathbf{u}}(n)$ 为非线性滤波器的输入向量; $\mathbf{a}$ 为非线性器件参数; h 为线性回声路径; $v(n)$ 为背景噪声; $d(n)$ 为系统的期望信号。

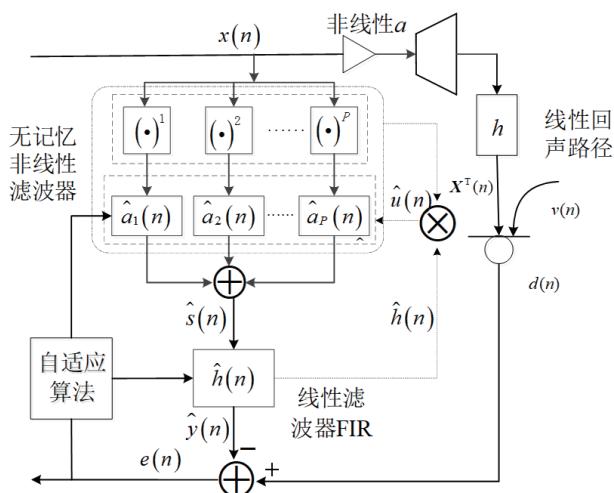


图 1 非线性建模方案

对于非线性滤波器, 本文采取一种级数展开的截断模型来描述, 即:

$$f(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n)) = \sum_{p=1}^P \hat{a}_p(n) \mathbf{x}^p(n) \quad (1)$$

式中: $f(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n))$ 表示非线性器件的非线性变换函数。

非线性滤波器的输出 $\hat{s}(n)$ 通过输入 $x^i(n)$ ($i=1, 2, \dots, P$) 和非线性滤波器参数 $\hat{a}_i(n)$ 的线性组合得到。而 FIR 滤波器的输出 $\hat{y}(n)$ 通过 $\hat{s}(n) \times \hat{h}(n)$ 获得。

由式 (1) 可以推导出 n 时刻对应的非线性滤波器的输出 $\hat{s}(n)$, 即线性滤波器的输入为:

$$\hat{s}(n) = \mathbf{x}_p^T(n) \hat{\mathbf{a}}(n) \quad (2)$$

其中:

$$\mathbf{x}_p(n) = [x(n), x^2(n), \dots, x^p(n)]^T \quad (3)$$

非线性滤波器的输入向量 $\hat{\mathbf{u}}(n)$ 由公式表示为:

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \mathbf{X}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n) \quad (4)$$

这里:

$$\mathbf{X}^T(n) = \begin{bmatrix} x(n) & x(n-1) & \dots & x(n-L+1) \\ x^2(n) & x^2(n-1) & \dots & x^2(n-L+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x^p(n) & x^p(n-1) & \dots & x^p(n-L+1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

由式 (2) ~ (4) 可以得到:

$$\hat{s}(n) = \mathbf{X}^T(n) \hat{\mathbf{a}}(n) \quad (6)$$

非线性残余误差能量 $e^2(n)$ 的梯度值为:

$$\nabla_a(n) = \frac{\partial e^2(n)}{\partial \hat{\mathbf{a}}(n)} = -2e(n) [f'(\hat{\mathbf{a}}^T(n), \mathbf{x}(n))]^T \hat{\mathbf{h}}(n) \quad (7)$$

其中, 误差信号:

$$e(n) = d(n) - \hat{\mathbf{a}}^T(n) \hat{\mathbf{u}}(n) \quad (8)$$

$$f'(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n)) = \frac{\partial f(\hat{\mathbf{a}}^T(n), \mathbf{x}(n))}{\partial \hat{\mathbf{a}}^T(n)} = \left[\frac{\partial f(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n))}{\partial \hat{\mathbf{a}}(n)}, \dots, \frac{\partial f(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n-L+1))}{\partial \hat{\mathbf{a}}(n)} \right]^T \quad (9)$$

所以, 综合式 (1) 和式 (4) 可得出非线性滤波器系数的级联 NLMS 迭代方程:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}(n+1) &= \hat{\mathbf{a}}(n) - \frac{\mu_a}{2} \nabla_a(n) \\ &= \hat{\mathbf{a}}(n) + \mu_a [f'(\hat{\mathbf{a}}^T(n), \mathbf{x}(n))]^T \hat{\mathbf{h}}(n) e(n) \\ &= \hat{\mathbf{a}}(n) + \mu_a(n) \hat{\mathbf{u}}(n) e(n) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, 归一化步长参数为:

$$\mu_a(n) = \frac{\mu_a}{\|\hat{\mathbf{u}}(n)\|_2^2 + \varphi} \quad (11)$$

φ 为一个小的正参量, 是为避免大的步长参数趋于未知方向。

因此, 式 (10) 可以改写为:

$$\hat{\mathbf{a}}(n+1) = \hat{\mathbf{a}}(n) + \frac{\mu_a}{\|\hat{\mathbf{u}}(n)\|_2^2 + \varphi} \hat{\mathbf{u}}(n) e(n) \quad (12)$$

相似地, 由误差信号 $e(n)$ 可求得线性残余误差能量 $e^2(n)$ 的梯度值为:

$$\nabla_h(n) = \frac{\partial e^2(n)}{\partial \hat{\mathbf{h}}(n)} = -2e(n) \hat{s}(n) \quad (13)$$

式中: $e(n) = d(n) - \hat{\mathbf{h}}^T(n) \hat{s}(n)$ 为误差信号。

所以, 线性滤波器系数的迭代方程可以表示为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}}(n+1) &= \hat{\mathbf{h}}(n) - \frac{\mu_h}{2} \nabla_h(n) \\ &= \hat{\mathbf{h}}(n) + \mu_h(n) \hat{s}(n) e(n) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, 归一化步长参数为:

$$\mu_h(n) = \frac{\mu_h}{\|\hat{s}(n)\|_2^2} \quad (15)$$

2 修正的改进比例归一化符号算法

在实际应用中,非线性回声消除系统所处的背景噪声并非总是服从高斯分布,非高斯噪声同样广泛存在。此类噪声往往表现出显著的脉冲特性,其概率分布相比高斯分布具有更厚重的拖尾^[7-8]。为此,本文采用稳定分布对这类非高斯噪声进行建模。

非高斯噪声的强脉冲特性严重影响了基于 L_2 范数优化准则的传统自适应滤波算法的性能。相比之下,符号类算法对脉冲噪声具有良好的抑制能力。进一步地,结合语音通信系统中回声路径普遍具有的稀疏特性,本文将比例矩阵的思想引入到符号算法中,以提升其对稀疏系统的辨识性能。在非高斯噪声背景下,已经得到广泛应用的符号算法(NSA)^[9]的迭代公式为:

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \mu \cdot \text{sign}[e(n)] \cdot \mathbf{x}(n) \quad (16)$$

式中: $\mathbf{x}(n)$ 是系统的输入向量; $\hat{\mathbf{h}}(n)$ 是滤波器系数向量; $e(n)$ 是误差信号; μ 是固定的步长参数。

现有的 IPNLMS^[10] 算法对系统稀疏性具有良好的适应能力,其迭代更新方程为:

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{G}(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} \mathbf{G}(n)\mathbf{x}(n)e(n) \quad (17)$$

式中: $\mathbf{G}(n)$ 表示 IPNLMS 算法中的对角矩阵; ζ 、 φ 分别表示正参数。

因此,考虑到回声路径的稀疏特性和非高斯噪声的干扰,将 IPNLMS 中的系数比例矩阵融入到符号算法 SA 中,即将式(17)与式(16)相结合,可得到 IPNSA 算法,其迭代方程为:

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{G}(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} \mathbf{G}(n)\mathbf{x}(n)\text{sign}[e(n)] \quad (18)$$

由式(17)可知,IPNLMS 算法的收敛速度受比例项权重影响,然而比例项权重与系统稀疏度之间的关系尚不明确,且缺乏有效的参数确定方法,导致算法性能难以达到最优。文献[10]通过仿真实验,建立了比例项权重与系统稀疏度之间较为明确的关系,并提出一种改进的 IPNLMS (MIPNLMS) 算法。本文借鉴该算法中比例矩阵的思想,将其引入符号算法(SA),推导得出 MIPNSA 的迭代公式,具体分析过程如下。

MIPNLMS 算法需解决的核心问题在于如何将系统稀疏度进行量化,从而建立系统稀疏度与最优权值之间的关联,进而明确系统稀疏度与最优比例项权重之间的关系,该问题已通过式(19)得到解决。

$$S(\mathbf{h}) = \frac{L}{L - \sqrt{L}} \left(1 - \frac{\|\mathbf{h}\|_1}{\sqrt{L}\|\mathbf{h}\|_2} \right) \quad (19)$$

式中: L 表示 $\mathbf{h}$ 的长度; $\|\mathbf{h}\|_1$ 和 $\|\mathbf{h}\|_2$ 分别表示 $\mathbf{h}$ 的 L_1 范数和 L_2 范数,分别定义为:

$$\|\mathbf{h}\|_1 = \sum_{i=1}^L |h_i| \quad (20)$$

$$\|\mathbf{h}\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^L |h_i|^2} \quad (21)$$

式(19)中: $S(\mathbf{h})$ 表示系统脉冲响应即回声路径 $\mathbf{h}$ 的稀疏度,数值范围为 $[0, 1]$ 。

$S(\mathbf{h})$ 数值的转换可以通过 $\beta = (\alpha + 1)/2$ 得到,其中 α 的转换范围是从 $[-1, 1]$ 到 $[0, 1]$,具体表示为:

$$k(l, n) = \frac{1 - \beta(n)}{L} + \frac{\beta(n)|h(l, n)|}{\sum_{i=1}^L |h(i, n)| + \varepsilon} \quad (22)$$

其中:

$$\beta(n) = \frac{S^2(\mathbf{h}(n))}{S^2(\mathbf{h}(n)) + \frac{\gamma}{e^2(n) + \delta}} \quad (23)$$

式中: γ 和 δ 分别表示正参数。

由式(19)(22)(23)可得到该算法中的对角矩阵 $\mathbf{K}(n)$:

$$\mathbf{K}(n) = \text{diag}[k(1, n), k(2, n), \dots, k(L, n)] \quad (24)$$

综上可得, MIPNLMS 算法的迭代更新方程为:

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{K}(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} \mathbf{K}(n)\mathbf{x}(n)e(n) \quad (25)$$

将式(25)与式(16)结合,可得 MIPNSA 的迭代更新方程:

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1) = \hat{\mathbf{h}}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{K}(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} \mathbf{K}(n)\mathbf{x}(n)\text{sign}[e(n)] \quad (26)$$

3 实验仿真

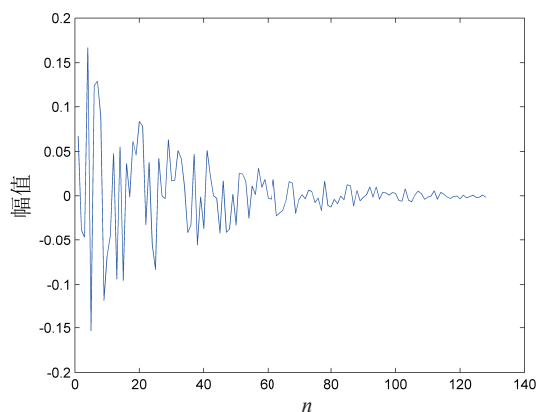
3.1 仿真条件

仿真中,无记忆非线性滤波器的阶数取 3, FIR 滤波器的长度和线性声学回声路径的长度一致,均为 128。非线性信道是由前置方程 $f(\hat{\mathbf{a}}(n), \mathbf{x}(n)) = \sum_{p=1}^P \hat{\mathbf{a}}_p(n) \mathbf{x}^p(n)$ 和线性声学回声路径构成。其中,非线性系数向量定义为 $\mathbf{a} = [1.0, 0.1, 0.33]^T$, 线性声学回声路径可以用公式表示为:

$$h(n) = r(n) \exp\left(-\frac{n+1}{32}\right) \delta(i-n) \quad (27)$$

式中: $r(n)$ 为 $[-0.2, 0.2]$ 的随机数; δ 为 Dirac 函数,本文中 L 取 128。初始化时, $\hat{\mathbf{a}}(n)$ 与 $\hat{\mathbf{h}}(n)$ 不同, $\hat{\mathbf{h}}(n)$ 初始化为零向量,而 $\hat{\mathbf{a}}(n)$ 初始化为 $\hat{\mathbf{a}}(n) = [1, 0, \dots, 0]^T$ 。

由图 2 可以看出,回声路径具有稀疏性的特点,其中只有少部分的系数具有较大数值,而大部分系数的数值较小,几乎等于 0。


 图2 声学回声路径脉冲响应 h

3.2 性能指标和参数设置

实验是在算法处于等效步长的条件下进行的，且以权重误差向量范数（weight error vector norm, WEVN）和均方误差（mean square error, MSE）的收敛曲线来评价实验结果的好坏。

非线性系数的 WEVN 表达式为：

$$\text{WEVN}(\text{dB}) = 10 \times \log_{10} \frac{\|a - \hat{a}(n)\|_2^2}{\|a\|_2^2} \quad (28)$$

线性系数的 WEVN 表达式为：

$$\text{WEVN}(\text{dB}) = 10 \times \log_{10} \frac{\|h - \hat{h}(n)\|_2^2}{\|h\|_2^2} \quad (29)$$

WEVN 值越小，说明自适应滤波器越逼近于所跟踪的未知系统。

$$\text{MSE}(\text{dB}) = 10 \times \log_{10} E[e^2(n)] \quad (30)$$

MSE 值越小，则意味着残留回波越少，即回声消除的效果越好。

非高斯环境下，广义信噪比的设置为：

$$\text{SNR} = \frac{E[y^2(n)]}{\gamma} \quad (31)$$

式中： γ 为分散系数。

3.3 仿真结果分析

本文实验是在公平原则下进行的，且为了避免偶然性，每个仿真都是 30 次独立实验的平均结果。仿真中采用均值为零的高斯白噪声作为系统的随机输入信号。

图 3~4 分别表示在非高斯噪声条件下，线性系数和非线性系数采用图中 4 种方法的 WEVN 收敛曲线。由图 3~4 可以看出，在非高斯噪声背景下，传统的 NLMS 算法失效。同时，与 NSA、IPNSA 相比，本文 MIPNSA 算法性能最佳，稳态误差改善明显。

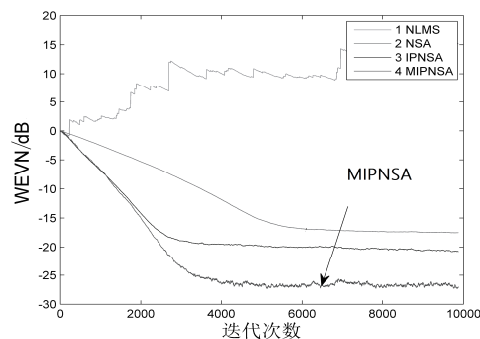


图3 非高斯噪声条件下线性系数的收敛曲线

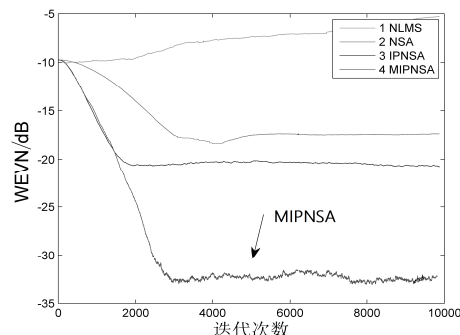


图4 非高斯噪声条件下非线性系数的收敛曲线

4 结语

通过理论分析与实验验证表明，本文所提出的 MIPNSA 新算法在工业物联网典型非高斯脉冲噪声环境下，表现出良好的噪声抑制能力。该算法通过显式刻画系统稀疏度与比例项权重之间的关系，实现了对比例项权重的自适应调节与优化选取，从而显著提升了算法在复杂工业环境下的整体性能。与传统自适应滤波算法相比，MIPNSA 在收敛速度与稳态性能方面均具有明显优势，能够更好地满足 IIoT 系统中高可靠性、低延迟的信号处理需求。

参考文献：

- [1] 雷浩, 周德义. 基于工业物联网传感器数据的噪声消除方法研究 [J]. 物联网技术, 2025, 15(5): 44-46.
- [2] 嵇绍国, 王宏. 工业物联网及工业大数据安全探讨 [J]. 自动化博览, 2021, 38(1): 10-14.
- [3] 张文杰. 基于工业物联网和大数据分析技术的设备故障智能预测系统研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2021.
- [4] 刘月强, 王婷. 工业 4.0 时代: 物联网与大数据融合的挑战与机遇 [J]. 内蒙古科技与经济, 2024(8): 10-12.
- [5] BIRKETT A N, GOUBRAN R. Limitations of handsfree acoustic echo cancellers due to nonlinear loudspeaker distortion and enclosure vibration effects [EB/OL]. (1995-10-15) [2026-01-22]. <https://www.semanticscholar.org/paper/Lim->

新能源汽车空调膨胀阀钎焊缺陷检测系统设计

王奎龙¹ 尚雅层¹ 常 宏²

WANG Kuilong SHANG Yaceng CHANG Hong

摘 要

针对当前新能源汽车空调膨胀阀钎焊后缺陷主要依赖人工检测,存在成本高、效率低、精度差等问题,文章提出一种基于 YOLOv11 改进的表面缺陷检测算法,通过引入 RAFFConv 模块增强对缺陷区域的聚焦能力,抑制噪声干扰,提高检测精度;改进检测头结构,集成四头 ASFF 模块,自适应分配不同特征尺度权重,提升小目标缺陷检测能力;加入 SimSPPF 模块,实现多尺度特征提取与融合,提升模型对不同尺度大小缺陷的识别能力。改进算法相比原始模型召回率提升 2.4%,准确率提升 2%,mAP@50 提升 4.6%。

关键词

YOLO11n; 缺陷检测; RAFFConv; ASFF

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.040

0 引言

随着新能源汽车工业的快速发展^[1],其中钎焊技术广泛应用于新能源汽车的各个关键部件。空调膨胀阀是空调系统中制冷剂流量控制的关键部件,其作用是将高压液态制冷剂节流降压,使其变为低压低温的气液混合物,并送入蒸发器吸热,从而达到制冷效果。目前其钎焊后的缺陷检测主要由人工进行完成,存在着检测成本高、效率低、稳定性差、精度低等问题。钎焊过程中易出现缺陷如:气泡、裂纹、钎料

铺展不均匀、局部的凹陷或隆起。近年来,采用机器视觉代替人工对物体表面缺陷的检测有较多应用。

冷岳峰等^[2]针对钢材表面缺陷检测中漏检以及对于细小缺陷检测精度不佳等问题,提出了一种改进 Faster R-CNN 算法。在 FPN 与 RPN 之间引入特征融合模块与轻量化通道注意力模块,增加模型对精细特征的捕捉能力。车璇等^[3]提出一种基于 RetinaNet 的目标检测优化算法,主要使用白酒瓶盖瑕疵数据集进行检测,方法是将网络 Backbone 替换为 SwinTransformer,其包含的窗口注意力机制运算有效提升瓶盖瑕疵检测精度同时降低复杂度节省了计算量。Lee 等^[4]使用 CNN 网络模型识别铜管和不锈钢之间的钎焊过程中的接

1. 西安工业大学机电工程学院 陕西西安 710021

2. 西安北辰亿科电子科技有限公司 陕西西安 710399

- itations-of-handsfree-acoustic-echo-cancellers-Birkett-Goubran/16898cb21e72a11011794c829234e6bf220dad60.
- [6] NIEMISTO R, MAKELA T, MYLLYLA V. Robust fast affine projection algorithm for nonlinear acoustic echo cancellation[C]//2002 11th European Signal Processing Conference. Piscataway: IEEE, 2012[2026-01-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7072029>.
- [7] COMMINIELLO D, SCARPINITI M, AZPICUETA-RUIZ L A, et al. Nonlinear acoustic echo cancellation based on sparse functional link representations[J]. IEEE/ACM transactions on audio speech & language processing, 2014, 22(7): 1172-1183.
- [8] VAERENBERGH S V, AZPICUETA-RUIZ L A. Kernel-based identification of hamstein systems for nonlinear acoustic echo-cancellation[C]//2014 IEEE International Conference on

Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE, 2014: 3739-3743.

- [9] XIAO L S, WU M, YANG J. A new efficient filtered-x affine projection sign algorithm for active control of impulsive noise[J]. Signal processing, 2016, 120: 456-461.
- [10] HIRANO G, SHIMAMURA T. A modified IPNLMS algorithm using system sparseness[C]//2012 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems. Piscataway: IEEE, 2012: 876-879.

【作者简介】

杨瑞丽(1991—),女,河南商丘人,硕士研究生,讲师,研究方向:物联网、自适应滤波算法。

(收稿日期: 2025-08-24 修回日期: 2026-03-04)