

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)03-0104-04

## 智能材料核环境图像处理技术研究

姚钢<sup>1,2</sup>, 张玉宝<sup>1</sup>, 蒋继成<sup>1</sup>, 李冰<sup>2</sup>, 冯志光<sup>2</sup>

(1. 黑龙江省原子能研究院, 黑龙江 哈尔滨 150086; 2. 哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**以智能电驱动材料在核环境下应用为目标,利用制备碳纳米管(carbon nanotubes, CNT)和聚酰亚胺(polyimide, PI)的智能材料驱动器,通过其传感特性、力-电耦合机制测试,实现智能材料低压下稳定驱动。为了解决辐射环境智能材料反馈控制反馈信息获取难度大,噪声数量时变性、幅值非线性的问题,采集(0~1 kGy)不同步长辐射剂量的噪声样本,利用边缘检测对噪声进行提取和统计学分析,分别建立了辐射剂量与噪声数量、幅值之间的数学模型,实现不同辐射剂量噪声的预测;构建辐射噪声处理网络结构,并利用模型预测扩充训练本集,结果表明,峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)为 35.47、结构相似度(structural similarity index measure, SSIM)为 0.97,比传统方法具有更好的去噪效果,为智能电驱动材料核环境下视觉反馈控制策略提供技术支撑。

**关键词:**智能材料;核环境;图像处理;图像退化;辐射噪声预测;峰值信噪比

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)03-0104-04

## Research on image processing technology for smart materials in nuclear environments

YAO Gang<sup>1,2</sup>, ZHANG Yubao<sup>1</sup>, JIANG Jicheng<sup>1</sup>, LI Bing<sup>2</sup>, FENG Zhiguang<sup>2</sup>

(1. Heilongjiang Institute of Atomic Energy, Harbin 150086, Heilongjiang, China;

2. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, Heilongjiang, China)

**Abstract:** This paper focuses on the application of smart electro-driven materials in nuclear environments, utilizing actuators made from carbon nanotubes (CNT) and polyimide (PI). Through testing their sensing characteristics and electromechanical coupling mechanisms, stable low-voltage actuation of the smart materials is achieved. To address the challenges of acquiring feedback control information in radiative environments—where noise exhibits time-varying quantities and nonlinear amplitudes—noise samples are collected under varying radiation doses (0–1 kGy) with different step sizes. Edge detection is employed to extract and statistically analyze the noise, enabling the establishment of mathematical models correlating radiation dose with noise quantity and amplitude, thereby predicting noise under different radiation levels. A radiation noise processing network is constructed, and the predictive models are used to augment the training dataset. The results demonstrate superior denoising performance, with a peak signal-to-noise ratio (PSNR) of 35.47 and a structural similarity index (SSIM) of 0.97, outperforming traditional methods. This provides technical support for the development of visual feedback control methods for smart electro-driven materials in nuclear environments.

**Keywords:** smart materials; nuclear environments; image processing; image degradation; radiation noise prediction; peak signal-to-noise ratio

近年来,智能电驱动材料<sup>[1-2]</sup>凭借其无须依赖传统机械结构的特性,在构筑能够实现扭转、弯曲、伸长、收缩等多种动作的功能器件方面展现出巨大潜力。这些材料不仅具备感知一体化、环境适应性强等特点,而且在核环境应用中展现出广阔前景。然而,辐射环境对半导体器件的损伤以及传统测距传感器功能的异常,成为制约其功能器件在辐射环境下应用的关键因素。因此,在研究功能器件的辐射环境适应性过程中,原位观测驱动规律并获取位置反馈信息显得尤为重要。图像反馈信息识别技术作为获取智能电驱动材料在核环境下形态信息的有效手段,却面

临着图像传感器因辐射损伤而导致的图像退化问题<sup>[3]</sup>。Dabov<sup>[4]</sup>等利用非局部均值滤波、小波阈值去噪、BM3D算法开展图像修复策略研究;方琳琳等<sup>[5-6]</sup>对伽马辐射噪声去噪方法应用频域变换取得了一定效果,韩长材等<sup>[7]</sup>建立辐射噪声的统计模型,基于深度学习的去噪方法如,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、U型网络、生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)也被应用于图像去噪研究中,相比传统方法取得了一定程度的突破,仍有感受野不够、细节恢复不足、训练不稳定等问题<sup>[8-12]</sup>。利用机器学习对强随机、非线性的辐射噪声图像

收稿日期:2024-12-05;录用日期:2025-01-14

基金项目:黑龙江省科学院青年创新基金杰青项目(CXJQ2023YZN01);国家自然科学基金(32472000)

作者简介:姚钢(1988—),男,硕士,工程师,研究方向:辐射技术。

通信作者:冯志光(1985—),男,博士,研究员,研究方向:控制理论与控制工程。

引用本文:姚钢, 张玉宝, 蒋继成, 等. 智能材料核环境图像处理技术研究[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(3):104-107. (YAO Gang, ZHANG Yubao, JIANG Jicheng, et al. Research on image processing technology for smart materials in nuclear environments[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(3):104-107.)

处理还未见报道,对于深入研究智能电驱动材料在辐射环境下的驱动规律与控制技术具有重大意义<sup>[13-14]</sup>。

### 1 智能材料驱动器的制备及驱动

碳纳米管(CNT)具有优异的物理性能和化学性能,被认为是聚合物理想的增强材料。聚酰亚胺(PI)作为高性能的功能高分子材料,通过将CNT与PI复合可以提高复合材料的综合性能,实现抵押驱动和双向形变。本文选用单壁碳纳米管(single-walled carbon nanotube, SWCNT)分散在二甲基乙酰胺有机溶剂中,并利用细胞超声波破碎仪使其分散,通过涂膜法获得CNT膜结构。选取不同弹性模量PI胶膜,使其与CNT膜粘合组成双层膜结构,通过裁剪方法构筑U型回路。实验表明,利用激光测距仪器,0~6V低压可产生明显形变,响应速度较快。

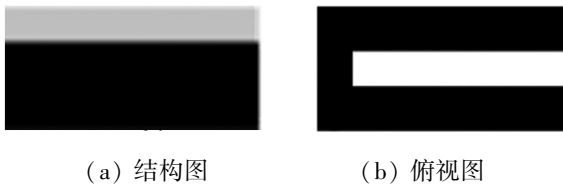


图1 智能材料驱动器示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the smart material actuator

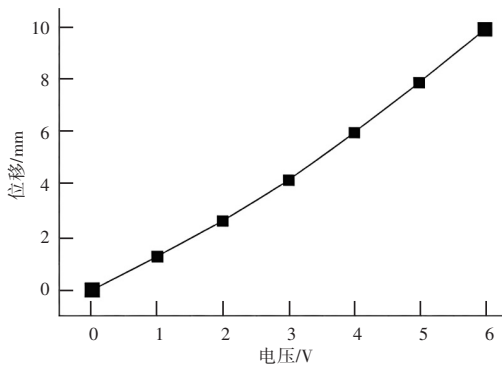


图2 CNT/PI 驱动器低压稳定驱动

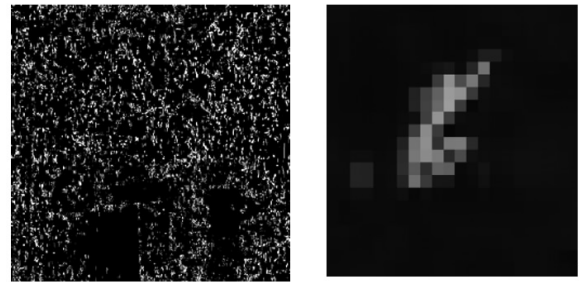
Fig. 2 Low-voltage stable driving of the CNT/PI actuator

### 2 辐射噪声预处理

为了研究CNT/PI驱动器辐射环境适应性及形态变化规律,传统测距传感器无法在辐射环境使用,视觉传感方法对观测辐射环境智能材料的宏观特性及反馈控制至关重要。 $\gamma$ 辐射环境下产生的噪声主要包括读出噪声及固有噪声;当相机处于初始性能较好及线路连接稳定的情况下,固有噪声成分小,因此,在辐射环境下描述图像噪声统计特性分析时,通常主要考虑读出噪声的统计分布。

辐射噪声宏观表现为跳跃性大,维持时间极短,其中心区域变大形成亮斑,边缘区域与邻域反差较大,表现为“穹顶”形态特征,利用 $\gamma$ 辐射环境下图像噪声的这些特点,将图像中的噪声提取出来,对其形态、时间维度、数量、位置等量化信息做统计分析。为了使提取到的噪声都是 $\gamma$ 辐射环境下高能粒子打击像元所产生的噪声,进行图像

提取时将相机镜头盖关闭,视场中无干扰物,避免真实图像中的噪声影响分析结果,噪声的分割及量化提取分为两个步骤。1)噪声位置的提取,利用背景差分法、改进三帧间差分法、Canny边缘检测算法3种算法并行运算后获取噪声在当前图像中的准确位置;2)量化信息及噪声局部图片的保存,使用噪声的区域位置与当前图像进行映射,获取当前图像噪声的局部轮廓图像,绘制噪声轮廓的局部外界最小矩形以BMP格式保存,并将量化信息按照噪声排列顺序保存至文本文件中。



(a) 位置检测结果 (b) 噪声轮廓细节

图3 噪声检测提取效果

Fig. 3 Effect of noise detection and extraction

### 3 辐射噪声特性分析

随着总剂量的增大,图像传感器暗电流、噪声信号发生变化,噪声的数量、形态、幅值随辐射剂量变化而变化,在黑龙江省原子能院贰号钴源装置进行噪声数据的实验采集,实验处剂量率为6 Gy/h,随机选取其中8000张全局图像及38400张噪声局部图像,利用图像预处理方法,分割并进行数据分析。

噪声的幅值分布常用单高斯模型(single gaussian model, SGM)描述,SGM可以用于描述辐射噪声的随机分布规律,拟合方程为

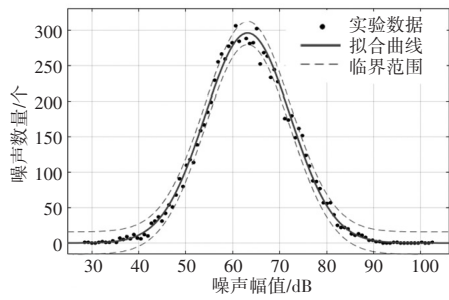
$$f(x) = k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

分别对累计剂量0~50 Gy、>50~100 Gy、>100~300 Gy、>300~500 Gy、>500~1000 Gy累计剂量的辐射图像噪声使用一维单高斯函数拟合,对拟合结果采用决定系数(coefficient of determination,  $R^2$ )和均方根误差(root mean squared error, RMSE)进行评价。拟合参数见表1,拟合效果见图4。

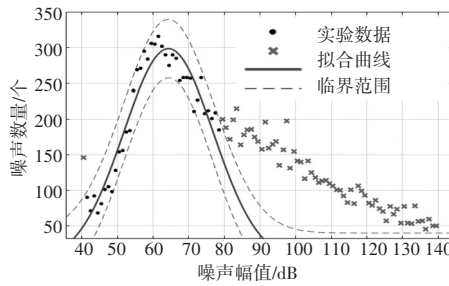
表1 辐射噪声一维单高斯拟合及分析

Fig. 3 Effect of noise detection and extraction

辐射剂量/Gy	k	$\mu$	$\sigma$	$R^2$	RMSE
0~50	295.9	63.19	12.84	0.9813	12.33
>50~100	297.3	39.37	13.17	0.9727	14.87
>100~300	298.7	69.62	12.60	0.8998	50.17
>300~500	311.5	70.23	11.58	0.8632	61.32
>500~1000	431.7	74.27	10.16	0.8333	71.63



(a) >50~100 Gy 累计剂量



(b) >100~300 Gy 累计剂量

图4 一维高斯拟合图

Fig. 4 One-dimensional gaussian fitting plot

在低辐射剂量的情况下,图像噪声幅值主要集中在40~90之间,在均值周围波动,从 $R^2$ 和RMSE指标可以看出,拟合效果较好。当辐射剂量达到300 Gy时,噪声幅值成分极值出现向较高灰度值区域偏离的趋势;当辐射剂

量继续加大时,固有模式噪声的影响逐渐加大,噪声幅值整体的分布曲线呈现非对称特征,偏向灰度值较高的区域, RMSE 出现明显上升,一维SGM已经无法描述噪声在幅值上的分布。

一维混合高斯模型(one-dimensional gaussian mixture model, GMM)可由多个一维单高斯模型进行线性叠加得到,其数据符合混合高斯分布。方程表示为

$$f(x) = a_1 e^{-((x-b_1)/c_1)^2} + a_2 e^{-((x-b_2)/c_2)^2}$$

式中, $a_1$ 、 $a_2$ 表示各分量权重, $b_1$ 、 $b_2$ 、 $c_1$ 、 $c_2$ 为调节系数,采用混合高斯模型对>300~1 000 Gy 累计剂量噪声拟合,参数及评价结果如表2,拟合图效果见图5。

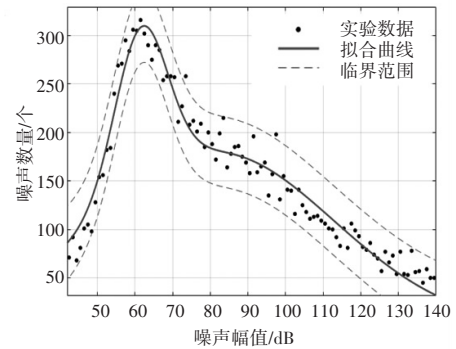


图5 一维混合高斯拟合效果图

Fig. 5 Effect diagram of one-dimensional gaussian mixture fitting

表2 一维混合高斯拟合噪声幅值分布参数

Tab. 2 Parameters of noise amplitude distribution from one-dimensional gaussian mixture fitting

剂量/Gy	$a_1$	$b_1$	$c_1$	$a_2$	$b_2$	$c_2$	$R^2$	RMSE
300	160.8	61.6	9.811	170.4	84.27	44.93	0.947	29.59
500	173.3	62.1	9.524	173.5	83.42	44.74	0.972	19.23
1 000	296.2	67.52	9.124	204.2	83.76	34.26	0.939	32.53

使用二分量混合高斯分布对高辐射剂量下图像噪声幅值的拟合效果明显好于一维单高斯分布对高辐射剂量下图像噪声幅值的拟合效果,所有实验数据均在拟合临界范围内,并且 $R^2$ 大于0.9,证明二分量混合高斯模型可以拟合6 Gy/h 辐射剂量率高辐射剂量下图像幅值、数量动态变化。

### 4 辐射噪声预测

$\gamma$  辐射图像噪声具有出现位置随机,同辐射剂量下单个噪声连通区域大小相似的特点,经过数理分析,幅值强度、噪声数量可以采用高斯分布描述。利用随机游走方法结合数理模型对同辐射剂量噪声进行建模,生成过程中,每一个块状噪声可看作由多个不同数量的噪声单元组成并拥有一个噪声种子,噪声种子即块状噪声形成过程中的起始点,不同辐射剂量下噪声的产生,噪声的幅值数量依据混合高斯分布。算法流程如图6所示。

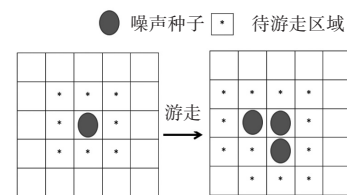


图6 随机噪声算法流程图

Fig. 6 Flowchart of the random noise algorithm

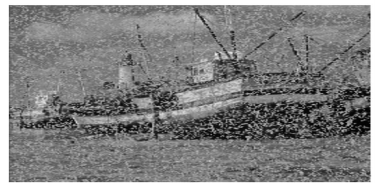
根据不同辐射剂量下辐射噪声数量以及噪声幅值的分布,建立数量为 $S$ ,幅值为 $F$ 、位置随机且在图像尺寸 $m \times n$ 范围内的噪声种子,通过随机游走向噪声种子邻域扩散,其中向每个邻域扩散的概率为 $P$ ,成功扩散的邻域将产生新的噪声种子进行下一轮的噪声扩散,最大扩散次数为 $K$ , $K$ 与 $P$ 同时决定噪声的轮廓特征,单个孤立噪声种子在图像中的游走过程如图6所示,多个孤立噪声种子重复该过程,待所有噪声种子扩散结束,最终产生尺寸大小与待处理图片相同的含辐射噪声图像,见图7。



(a) 原图像



(b) >50~100 Gy 预测噪声图像 ( $P=0.2, K=4$ )



(c) >500~1 000 Gy 预测噪声图像 ( $P=0.7, K=10$ )

图7 辐射噪声预测效果图

Fig. 7 Effect diagram of radiated noise prediction

### 5 辐射退化图像去噪技术

基于深度学习的去噪算法在确定环境下的去噪效果相对于其他去噪算法有着无可比拟的优势,增加样本可有效提升去噪效果。为了验证本文对于  $\gamma$  辐射环境图像噪声的预测效果,将预测的含噪图像作为数据集构成训练样本通过深度残差网络进行训练,深度残差网络结构如图8所示。

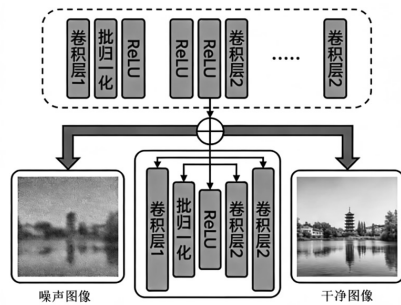


图8 深度残差网络结构图

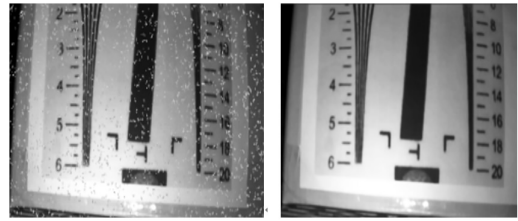
Fig. 8 Structural diagram of the deep residual network

分别运用中值滤波、TNRD,及深度残差网络对辐射环境采集图像进行去噪处理,通过峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)两个指标衡量去噪效果,结果见表3和图9。

表3 不同算法去噪效果

Tab. 3 Denoising effects of different algorithms

评价指标	中值滤波	TNRD	深度残差网络
PSNR	28.97	33.13	35.47
SSIM	0.92	0.952	0.97



(a) 辐射退化图像 (b) 深度残差网络算法

图9 辐射噪声抑制算法效果图

Fig. 9 Effect diagram of the radiated noise suppression algorithm

### 6 结论

本文利用碳纳米管(CNT)与聚酰亚胺(PI)复合,成功构建了具有优异性能的CNT/PI驱动器,深入分析了  $\gamma$  辐射环境下图像噪声的统计特性和预测方法。根据  $\gamma$  辐射图像数理统计,提出了基于随机游走法的噪声预测算法,扩充深度残差图像去噪网络训练集,并进行模型训练。结果表明,深度残差网络在去噪效果上优于传统去噪算法,具有更高的峰值信噪比和结构相似度,为辐射退化图像信息降噪提供了新思路和新方法,对推动智能材料极端环境控制技术研发和应用具有重要的意义。

### 参考文献

- [1]翁志伟. 基于MXene纳米复合材料的湿驱动执行器与多模态传感器研究与应用[D]. 成都:电子科技大学,2024.
- [2]张新颖,尚玉栋,贺江平,等. 碳纳米管在柔性传感器中的应用研究进展[J]. 化纤与纺织技术, 2023(10):21-24.
- [3]查志远,袁鑫,张嘉超,等. 基于低秩正则联合稀疏建模的图像去噪算法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(2):1-12.
- [4]DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8):2080-2095.
- [5]方琳琳,张华,邓豪,等. 基于离群特征的  $\gamma$  辐射图像去噪方法[J]. 计算机应用研究, 2022, 6(39):1886-1890.
- [6]方琳琳. 基于时空相关的  $\gamma$  辐射图像增强方法[D]. 成都:西南科技大学, 2023.
- [7]韩长材,欧阳晓平,段宝军,等. 基于CCD的  $\gamma$  射线照相中辐射噪声的统计特性分析[J]. 现代应用物理, 2020(2):71-76.
- [8]王姮,桑瑞娟,张华,等. 一种强辐射环境监测下图像降噪的新方法[J]. 传感器与微系统,2011(11):65-67.
- [9]吴伟,查姿伊,刘晔,等. 基于机器视觉的电缆局部绝缘材料老化缺陷检测研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):156-160.
- [10]林莉,唐昌华,王岩,等. 基于改进机器学习的超分辨率图像细节复原[J]. 计算机仿真, 2024, 41(4):210-213.
- [11]邓建波. 基于图像处理分析的真空泵刮片安装缺陷检测[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(1):44-48.
- [12]朱露洁,刘璠,郑伟,等. 基于运动特征的目标识别技术研究[J]. 光学技术, 2025, 51(1):72-81.
- [13]温永兴,王利强,刘洪钢. 软体机器人驱动技术研究现状综述[J]. 机器人技术与应用, 2025(1):7-11.
- [14]杨森,刘峰,聂瑞,等. 变体飞行器智能材料驱动器和柔性蒙皮研究进展[J]. 航空工程进展, 2024, 15(3):1-12, 26.