



# 基于卷积神经网络的图像降噪方法研究

学生姓名 施家鑫 学号 25020007105

指导教师 刘珑龙

院、系、中心 信息科学与工程学部

专业年级 计算机类 2025 级

中国海洋大学

## 基于卷积神经网络的图像降噪方法研究

### 摘要

针对暗光环境下高 ISO 拍摄图像噪声严重、传统滤波方法难以兼顾去噪与细节保留的问题,本文提出一种基于卷积神经网络的图像降噪方法。通过在同一场景下采集不同 ISO 参数的成对图像,构建高噪声图像与低噪声图像对应的数据集,并采用监督学习方式训练 CNN 模型,实现对噪声特征的自动学习。实验结果表明,该方法能够有效降低图像噪声水平,同时较好地保持图像结构与色彩信息,验证了所提方法在图像降噪任务中的有效性。

**关键词:** 卷积神经网络, 图像降噪, 监督学习, 图像增强

# 目 录

1 引言.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状及尚未解决的问题.....	1
1.3 卷积神经网络在图像降噪中的应用.....	1
1.4 本文的研究内容与创新点.....	1
2 方法.....	2
2.1 总体流程.....	2
2.2 卷积神经网络模型结构.....	2
3 实验过程.....	2
3.1 成对数据集构建.....	2
3.2 数据预处理与 Patch 切分.....	3
3.3 卷积神经网络模型构建与训练.....	4
4 图像仿真预测.....	5
5 结论与讨论.....	6
5.1 结果分析.....	6
5.2 方法优势.....	7
5.3 局限性与改进方向.....	7

# 1. 引言

## 1.1 研究背景与意义

随着数字成像设备和移动终端的快速发展，图像获取在低照度环境下的应用场景日益增多，如夜间摄影、室内弱光拍摄等。然而，在暗光条件下，为获得足够的曝光，通常需要提高相机的 ISO 参数，这会不可避免地引入大量随机噪声，从而导致图像对比度下降、细节模糊以及色彩失真等问题。这类噪声不仅影响图像的主观视觉质量，还会对后续的图像分析与处理任务产生不利影响。因此，研究高效且可靠的图像降噪方法具有重要的实际意义。

## 1.2 国内外研究现状及尚未解决的问题

针对图像噪声问题，国内外学者提出了多种图像降噪方法。传统方法主要基于信号处理理论，如均值滤波、中值滤波和高斯滤波等。这类方法实现简单、计算效率较高，但往往在去除噪声的同时会破坏图像边缘与细节结构。随后，一些基于模型的降噪方法被提出，例如非局部均值 (Non-Local Means) <sup>[1]</sup> 和 BM3D<sup>[2]</sup> 等方法，在一定程度上提升了降噪效果，但其性能依赖于人工设计的特征和参数，对不同场景的适应性仍然有限。

## 1.3 卷积神经网络在图像降噪中的应用

近年来，随着深度学习技术的发展，卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 在图像处理领域取得了显著成果<sup>[3]</sup>。基于 CNN 的图像降噪方法通过大规模数据训练，能够自动学习图像中的噪声特征与结构信息，相比传统方法具有更强的表达能力和泛化性能。然而，现有部分研究多采用人工合成噪声作为训练数据，与真实拍摄条件下的噪声分布存在一定差异，影响了模型在实际应用场景中的表现。

## 1.4 本文的研究内容与创新点

针对上述问题，本文基于卷积神经网络提出一种图像降噪方法，利用同一拍摄场景下不同 ISO 参数获取的成对图像构建训练数据集，以真实高 ISO 图像作为输入，低 ISO 图像作为标签进行监督学习。通过对图像进行 patch 切分并训练 CNN 模型，实现对噪声特征的自动学习。实验结果表明，该方法能够在有效抑制噪声的同时较好地保留图像结构与色彩信息，验证了所提方法的可行性与有效性。

## 2. 方法

### 2.1 总体流程

本文所提出的图像降噪方法流程主要包括数据采集与预处理、卷积神经网络模型构建、模型训练以及图像仿真预测四个阶段。首先，在暗光环境下固定拍摄场景，分别使用高 ISO 与低 ISO 参数获取成对图像数据。随后，对图像进行裁剪并划分为固定大小的图像 patch，构建训练样本。接着，设计并训练卷积神经网络模型，使其学习高噪声图像到低噪声图像之间的映射关系。最后，将训练完成的模型应用于完整图像的降噪处理，实现仿真预测。

### 2.2 卷积神经网络模型结构

如图 2-1 所示，本文所采用的卷积神经网络由多层卷积层和非线性激活层组成。网络输入为大小为  $64 \times 64 \times 3$  的 RGB 图像 patch，输出为对应的降噪图像 patch。网络整体由三层卷积层和非线性激活层构成，卷积核大小均为  $3 \times 3$ ，并采用相同填充（same padding）方式以保持特征图尺寸不变。

在网络结构中，前两层卷积层的通道数设置为 32，并在每一层卷积后引入 ReLU 激活函数，以增强网络的非线性表达能力。最后一层卷积层将特征映射回 3 个通道，用于重建 RGB 彩色图像。由于图像降噪任务属于回归问题，网络输出直接与低 ISO 图像进行比较，并采用回归损失函数进行优化。

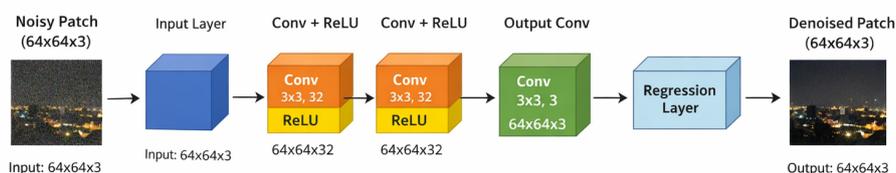


图 2-1: 卷积神经网络结构示意图

## 3. 实验过程

### 3.1 成对数据集构建

为了获取真实的图像噪声数据，本文在暗光环境下使用相机对同一场景进行多次拍摄，分别设置高 ISO (ISO 12800) 和低 ISO (ISO 100) 参数。高 ISO 图像由于感光度较高，包含较多噪声信息，而低 ISO 图像则相对清晰，噪声较少。为了保证除了噪点信息差异外，图像内容不存在偏差，在调整 ISO 时同时调整快门速度，确保画面曝光一致。通过这种方式获取的成对图像数据能够真实反映不同 ISO 下的噪声特性，为后续的模式训练提供可靠的数据基础。

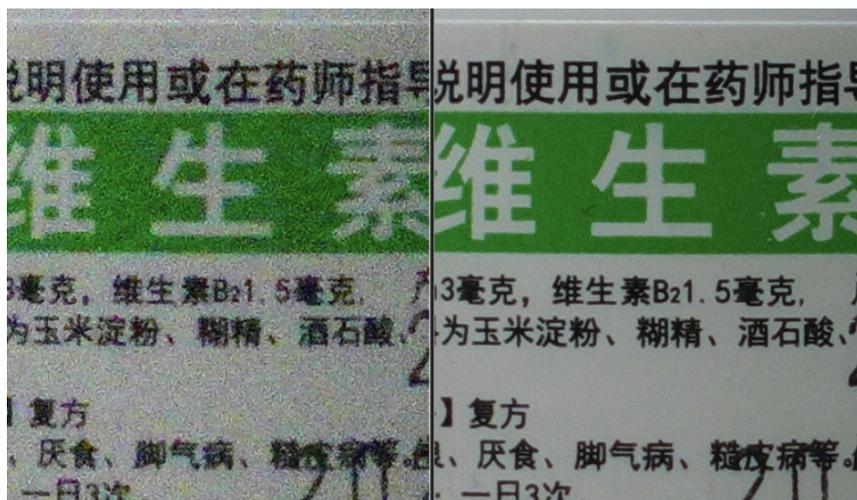


图 3-1: 高 ISO 与低 ISO 图像对比示例

如图 3-1 所示，左侧为高 ISO 图像，右侧为对应的低 ISO 图像。可以明显观察到高 ISO 图像中存在大量噪声，影响了图像的清晰度与细节表现，而低 ISO 图像则较为清晰，细节丰富。

### 3.2 数据预处理与 Patch 切分

在模型训练之前，需要对原始图像数据进行预处理。本文所使用的图像数据均为 RGB 彩色图像，首先将图像像素值归一化至  $[0, 1]$  区间，以提高网络训练的稳定性。为增强训练样本数量并降低单次计算复杂度，将原始图像划分为多个固定大小的图像 patch。

代码 1: 图像 Patch 切分关键代码

```
1 patchSize = 64;  
2 stride = 64;  
3 for y = 1:stride:(H - patchSize + 1)  
4     for x = 1:stride:(W - patchSize + 1)  
5         patch = I(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :);  
6     end  
7 end
```

如代码 1 所示，本文采用大小为  $64 \times 64$  的图像 patch，并以固定步长对图像进行裁剪。对于每一对高 ISO 与低 ISO 图像，在相同位置提取对应的 patch，分别作为网络输入与标签数据。通过 patch 切分方式，不仅可以充分利用有限的训练图像，还能够使网络更专注于学习局部噪声特征，从而提升模型的泛化能力。

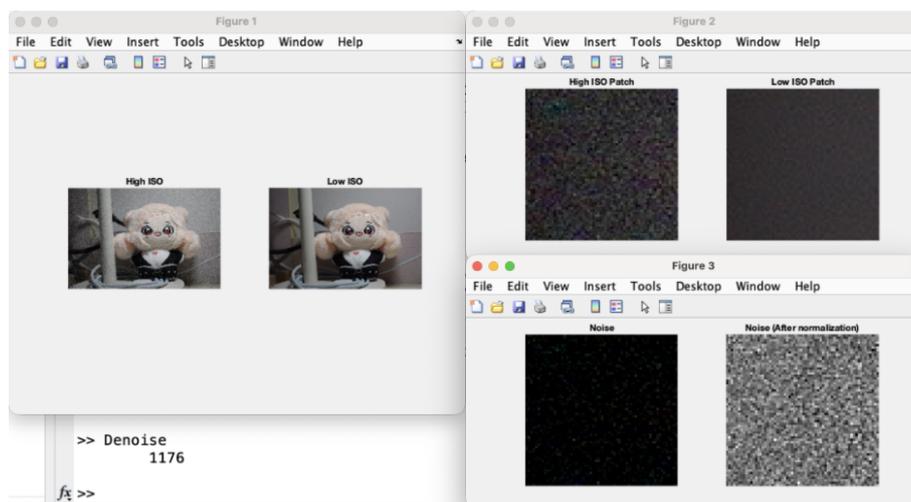


图 3-2: 图像 Patch 切分示意图

如图 3-2 所示，左侧为原始图像对比，右侧为切分后的图像 patch 示例。

### 3.3 卷积神经网络模型构建与训练

卷积神经网络结构如图 2-1 所示，在网络训练阶段，本文采用 MATLAB 深度学习工具箱中的 `trainingOptions` 函数对卷积神经网络的训练过程进行参数配置。优化算法选用 Adam (Adaptive Moment Estimation) [4]，以提高训练过程的稳定性与收敛速度。最大训练轮数设置为 10，小批量大小 (Mini-batch size) 设置为 8，以在有限训练样本条件下平衡训练效率与模型泛化能力。初始学习率设置为  $1 \times 10^{-3}$ ，并在每个训练轮次开始前对训练数据进行随机打乱。同时，通过训练过程的可视化方式监控损失函数的变化情况，以辅助分析网络的收敛特性。

具体实现代码如代码 2 所示。

代码 2: CNN 结构

```

1 layers = [
2     imageInputLayer([64 64 3], 'Normalization', 'none')
3     convolution2dLayer(3, 32, 'Padding', 'same')
4     reluLayer
5     convolution2dLayer(3, 32, 'Padding', 'same')
6     reluLayer
7     convolution2dLayer(3, 3, 'Padding', 'same')
8     regressionLayer
9 ];
10 options = trainingOptions('adam', ...
11     'MaxEpochs', 10, ...
12     'MiniBatchSize', 8, ...
13     'InitialLearnRate', 1e-3, ...

```

```

14 'Shuffle', 'every-epoch', ...
15 'Plots', 'training-progress', ...
16 'Verbose', true);
    
```

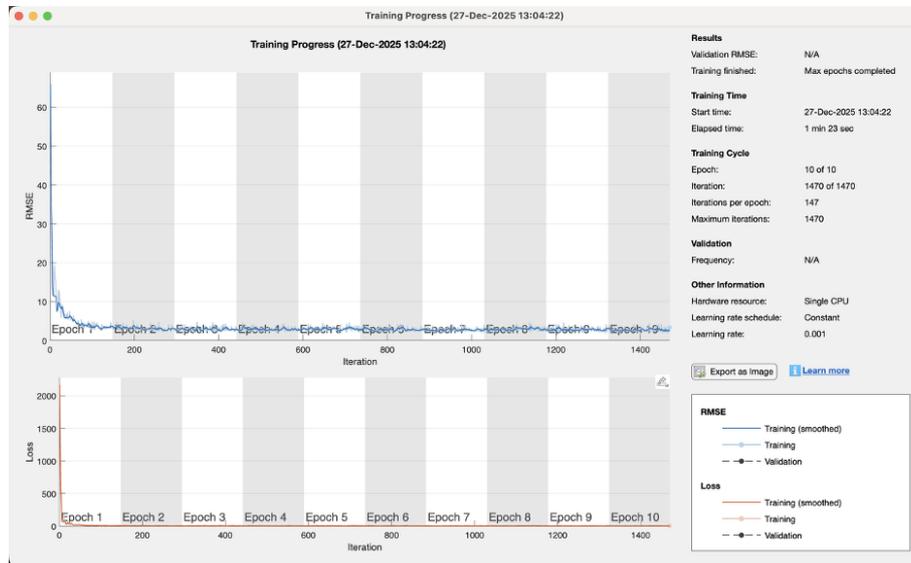


图 3-3: CNN 训练过程示意图

CNN 的训练过程如图 3-3 所示，横轴表示训练轮次，纵轴表示损失函数值。可以观察到，随着训练轮次的增加，损失函数逐渐减小，在第一轮训练中已达到较低的损失值，表明模型在训练中已较好地拟合训练数据。

#### 4. 图像仿真预测

在完成卷积神经网络的训练后，本文将训练好的模型应用于完整图像的降噪处理。由于网络输入要求为固定大小的图像 patch，因此需要对待处理的高 ISO 图像进行相同的 patch 切分操作。具体步骤为：完成滑窗 patch 推理后拼回完整图像。实现代码如代码 3 所示。

代码 3: 图像仿真预测关键代码

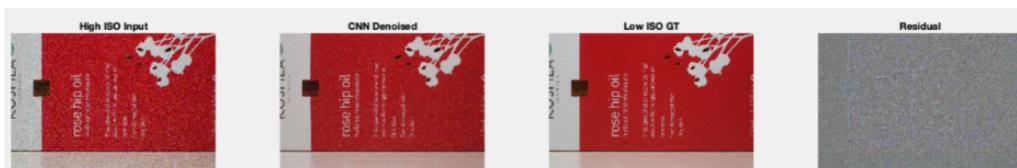
```

1 for y = 1:patchSize:H-patchSize+1
2   for x = 1:patchSize:W-patchSize+1
3     patch = I_high(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :);
4     denoisedPatch = predict(net, patch);
5     I_denoised(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :) = ...
6       I_denoised(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :) +
7         denoisedPatch;
8     countMap(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :) = ...
9       countMap(y:y+patchSize-1, x:x+patchSize-1, :) + 1;
    
```

```

9   end
10  end
11  I_denoised = I_denoised ./ countMap;

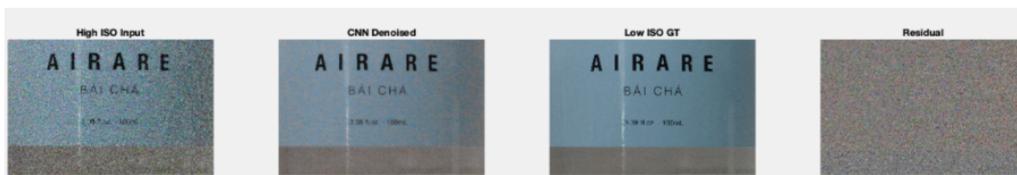
```



(a) 样例 1



(b) 样例 2



(c) 样例 3



(d) 样例 4

图 4-1: 仿真预测结果示例

图 4-1中，从左至右依次为高 ISO 输入图像 (High ISO Input)、CNN 仿真预测输出图像 (CNN Denoised)、对应的低 ISO 参考图像 (Low ISO GT) 以及通过减法计算得到的噪声残差图像 (Residual)。可以明显观察到，经过 CNN 模型处理后的图像在视觉上较高 ISO 输入图像具有更高的清晰度与自然度，噪声水平显著降低。同时，网络输出图像在细节结构与色彩还原方面也表现出较好的效果，与低 ISO 参考图像较为接近。

## 5. 结论与讨论

### 5.1 结果分析

从实验结果可以看出，本文所构建的卷积神经网络能够有效降低高 ISO 图像中的噪声，在提高画面可用性的同时，对局部细节具有一定的恢复能力。与原始

高噪声图像相比，经过网络处理后的图像在视觉上更加平滑，噪点明显减少，验证了基于卷积神经网络进行图像去噪的可行性。

## 5.2 方法优势

本文方法的主要优势在于网络结构简洁、参数数量较少，训练过程稳定，适用于小规模数据集和教学实验环境。通过 Patch 级别的训练方式，网络能够充分利用有限的成对样本数据，学习高噪声图像与低噪声图像之间的映射关系。

## 5.3 局限性与改进方向

本文方法仍存在一定的局限性。首先，由于训练数据集规模较小，网络对部分颜色分布或复杂纹理区域的泛化能力有限，当测试图像中出现训练集中较少的色彩或场景时，可能出现仿真预测生成图像颜色信息丢失的问题。其次，网络仅基于像素级误差进行优化，可能在局部区域引入过度平滑现象，从而导致细节信息的损失。

针对上述不足，后续工作可从以下几个方面进行改进：一是扩充训练数据集，增加不同场景、不同亮度及不同色彩分布的图像样本，以提升模型的泛化能力；二是引入残差学习<sup>[5]</sup>或感知损失等方法，在降低噪声的同时更好地保留图像细节；三是探索更深或多尺度的网络结构，以增强模型对复杂噪声模式的表达能力。

## 参考文献

- [1] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Non-Local Means Denoising[J]. Image Processing On Line, 2011, 1: 208-212.
- [2] LEBRUN M. An analysis and implementation of the bm3d image denoising method[J]. Image Processing On Line, 2012, 2: 175-213.
- [3] 章云港, 易本顺, 吴晨玥, 等. 基于卷积神经网络的低剂量 CT 图像去噪方法[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(4): 0410003.
- [4] OGUNDOKUN R O, MASKELIUNAS R, MISRA S, et al. Improved cnn based on batch normalization and adam optimizer[C]//International Conference on Computational Science and Its Applications. [S.l.]: Springer, 2022: 593-604.
- [5] 陈欢, 陈清江, 等. 结合残差学习的尺度感知图像降噪算法[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 091005.