



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）^[1] 和 BM3D^[2] 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^[3]。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 3×3 ，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。

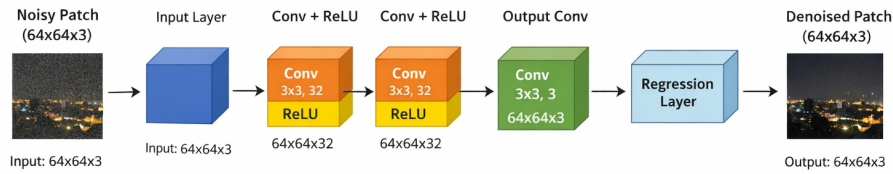


图 2-1: 卷积神经网络结构示意图

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，为后续的模型训练提供可靠的数据基础。

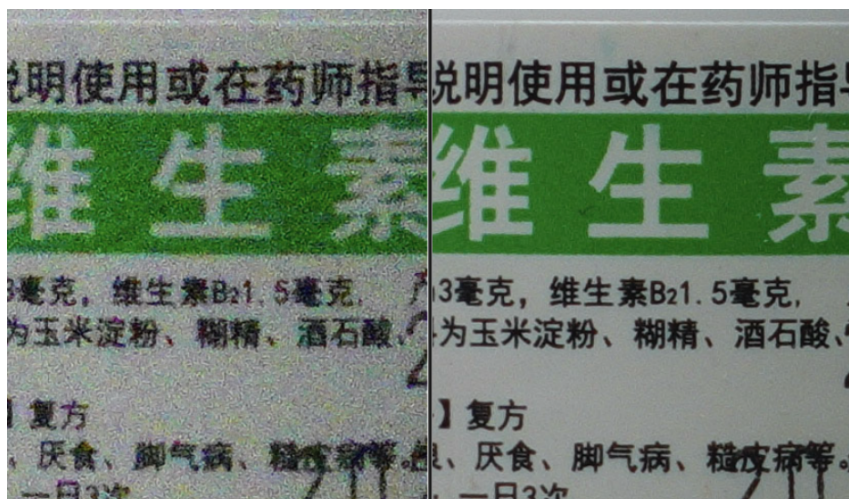


图 3-1: 高 ISO 与低 ISO 图像对比示例

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 64×64 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。

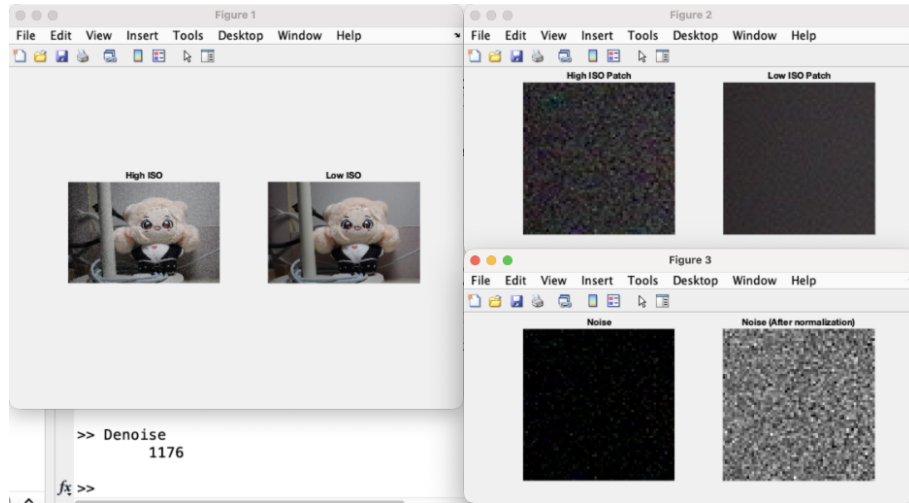


图 3-2: 图像 Patch 切分示意图

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 1×10^{-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);

```

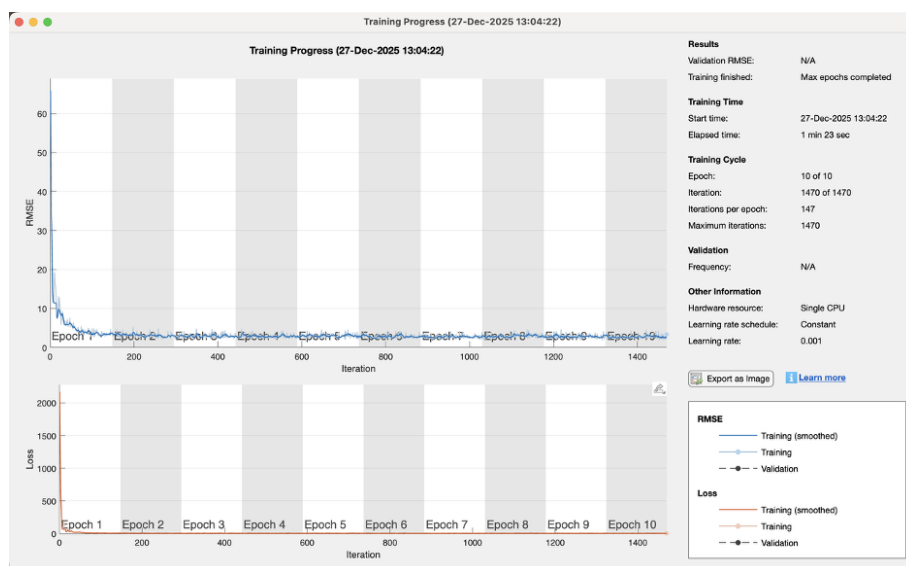


图 3-3: CNN 训练过程示意图

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;

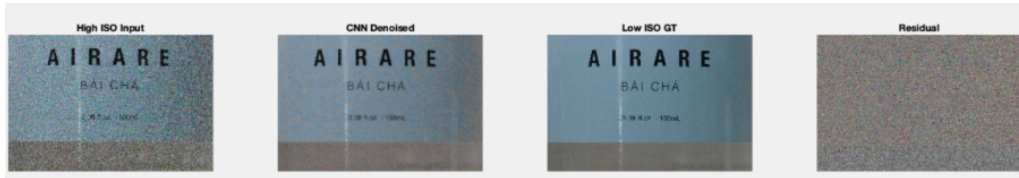
```



(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^[5]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.