**将主要思想和文章的贡献写成读书报告上交**

论文标题：Zero-Shot Noise2Noise: Efficient Image Denoising without any Data

论文链接：https://arxiv.org/pdf/2303.11253.pdf

论文代码：

https://colab.research.google.com/drive/1i82nyizTdszyHkaHBuKPbWnTzao8HF9b?usp=sharing

该论文介绍了一种简单而高效的图像去噪方法，称为ZS-N2N（Zero Shot Noise2Noise）。目前的无监督神经网络在图像去噪方面表现出色，然而，当前的无数据集方法要么计算成本高昂，要么需要噪声模型，要么图像质量不够理想。

ZS-N2N方法的灵感来自于Noise2Noise和Neighbor2Neighbor。它通过一个简单的两层网络，在没有训练数据或对噪声分布的了解的情况下，能够以较低的计算成本实现高质量的图像去噪。该方法在处理逐像素独立噪声时表现良好。

论文通过对人工生成的、真实世界相机和显微镜噪声的实验验证了ZS-N2N方法的优越性。结果显示，该方法通常在减少成本的同时胜过现有的无数据集方法，使其适用于数据稀缺和计算资源有限的应用场景。

此外，论文还提供了一个Colab笔记本的演示，包括实现代码和超参数，供感兴趣的读者参考。

以下是论文的主要方法与思想。

我们的方法基于Noise2Noise [Leh+18]和Neighbour2Neighbour (NB2NB) [Hua+21]。Noise2Noise是通过对一对噪声图像进行训练的方式来训练网络，而Neighbour2Neighbour则是从单个噪声图像生成这样的图像对。我们的主要思想是从单个噪声图像生成一对噪声图像，并仅在这对图像上训练一个小型网络。

我们的工作扩展了Noise2Noise和Neighbour2Neighbour的方法，使其能够仅使用单个噪声图像进行训练。为了避免过拟合单个图像，我们使用一个非常浅的网络和明确的正则化项。

几乎所有的自监督或无监督去噪方法，包括我们的方法，都依赖于这样一个前提：干净的自然图像与随机噪声有不同的属性。正如[Hua+21]所示，一个噪声图像可以分解为一对下采样的图像。基于这样的前提，即干净图像的相邻像素高度相关且通常具有相似的值，而噪声像素无结构且独立，下采样的一对噪声图像信号相似但噪声独立。因此，这对图像可以作为同一场景的两个噪声观测的近似，其中一个观测用作输入，另一个用作目标，就像N2N中那样。

我们的方法首先将图像分解成一对下采样的图像，然后使用正则化训练一个轻量级网络，将一个下采样的图像映射到另一个图像。将经过训练的网络应用于噪声图像可以得到去噪后的图像。

论文的主要贡献在于提出了一种新颖的零样本图像去噪算法，不需要任何训练样例、噪声模型或噪声水平的先验知识。我们的方法使用一个简单的两层网络，在没有GPU的情况下，也可以在相对短的时间内进行去噪处理。该方法在模拟噪声以及真实世界相机和显微镜噪声上表现良好，并在泛化能力、去噪质量和计算资源方面与现有的无数据集方法相比取得了良好的平衡。