

基于深度学习的多阶段渐进式运动去模糊模型

目录





- ●选题背景
- ●研究内容
- ●实验与结果
- ●总结与展望





选题背景

选题背景



基于深度学习方法与传统的基于信号处理技术的方法相比,不需要对模糊和噪声进行复杂的数学建模,而是通过学习大量的图像数据和模型参数,自动学习模糊和噪声的特征,从而提高去模糊的准确性。

然而,基于深度学习的图像去模糊方法仍然存在一些问题,如难以处理极端模糊、复杂背景等情况,而且模型参数过多,计算复杂度高,需要更高效、更准确的算法来解决这些问题。因此,研究如何对基于深度学习的去运动模糊模型作出改进具有重要的意义。



去运动 模糊



图1.1 去运动模糊



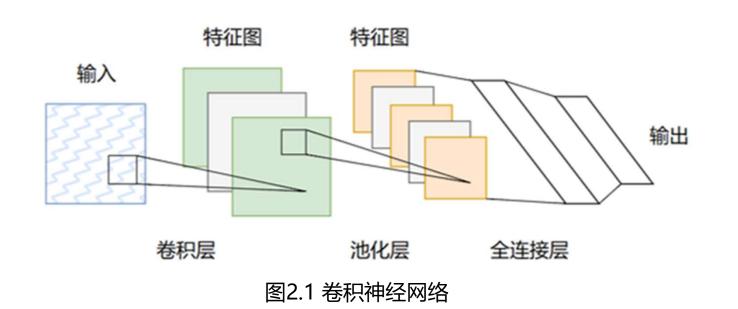


研究内容

卷积神经网络



卷积层 通过滑动卷积核在图像上进行卷积运算,提取图像的局部特征 池化层 通过采样降低特征图的维度,去除冗余特征 全连接层 将特征进行整合和转换,实现输入特征到输出结果的非线性映射



多尺度及分块特征提取



传统的多尺度架构将输入的模糊 图像通过双线性差值方法进行下采样 压缩以获得多尺度图像。这种做法的 不足之处在于下采样过程中会有无法 避免的信息损失。

本文利用图像本身固有的空间尺 度替代耗时较长且有语义信息损失的 传统多尺度特征提取机制。

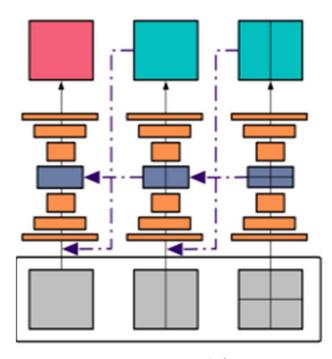


图2.2 空间尺度架构

U²-Net架构



传统的编码器提取图像中的重要特征,并将其编码为具有较低维度的表示;解码器则负责将低维编码表示解码为高维图像,重建出清晰图像。

U²-Net混合了不同大小的感受野, 从不同的尺度捕获更多的上下文信息, 能够更好地捕捉图像的语义信息和边缘 细节,更好地捕捉图像中的空间和时间 相关特征。

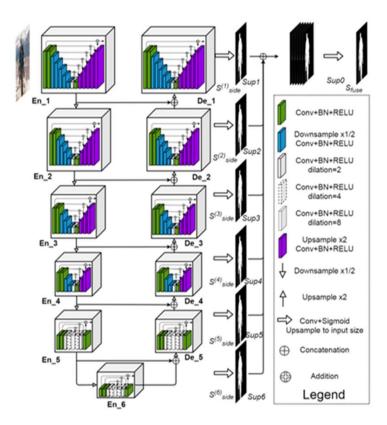


图2.3 U²-Net网络

本文算法网络结构



本文方法主要是在多阶段分块网络结构的基础上,将各级的编码解码器替换为 U²-Net,并且堆叠适当数量的残差学习模块,从而进一步提升运动去模糊效果。

不同级别图像和特征之间通过残差连接互相连接,分享图像语义信息以及融合

多个图像特征。

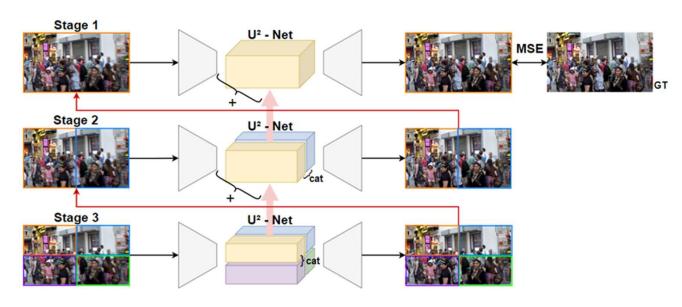


图2.4 网络结构设计图





实验与结果

GoPro测试集上的对比结果



表3.1 不同算法性能对比

Models	PSNR	SSIM
Kim et al.	23.64	0.8230
Sun et al.	24.64	0.8429
Nah et al.	29.23	0.9162
Zhang et al.	29.19	0.9306
Tao et al.	30.10	0.9323
DMPHN	30.21	0.9343
本文方法	31.77	0.9238

去模糊效果图对比





单幅图片图像质量评价指标对比



DMPHN



本文方法



图3.2 单幅图片对比

表3.2 图像质量评价指标对比

Models	PSNR	SSIM
DMPHN	30.74	0.8930
本文方法	32.13	0.9098

局部细节效果对比





图3.3 局部对比





总结与展望

总结与展望



针对现有的基于深度学习的去模糊算法使用大小固定卷积核而导致对图像空间特征信息利用不足的问题,本文提出了一种基于深度学习的多阶段渐进式运动去模糊模型。

尽管本文所改进的模型具有较快的运行速度,但无法实现实时处理的标准,这大大限制了其应用场景。因此,未来的研究可以考虑引入更加高效且轻量的特征处理模块,以缩减模型的运行时间。



敬请各位老师批评指正!