**说 明 书**

**基于****跨层级自注意信息交互和多解码重构遥感去雾方法**

**技术领域**

本发明属于图像处理领域，具体涉及基于跨层级自注意信息交互和多解码重构遥感去雾方法。

**背景技术**

随着遥感技术的进步和硬件设备的升级，现在可以获得高空间和光谱分辨率的光学遥感图像，但获取的遥感图像通常存在受雾霾遮挡，导致图像存在地面特征无法清晰显示、色彩失真等问题。这些问题影响了遥感图像的可用性。因此，遥感图像去雾已经成为重要的研究方向。遥感图像的去雾效果能影响到土地利用和覆盖分类、农业和林业监测、气象预报等领域的任务结果的准确性。如何从模糊的遥感图像中恢复出清晰的遥感图像已成为遥感领域中研究的热点，这已经成为遥感学界面临的共同挑战。

恢复清晰的遥感图像主要依靠两类方法：传统方法和深度学习方法。传统的去雾方法基于大气散射模型恢复无雾图像，但大气散射模型去雾方法存在对参考区域依赖性强、易受噪声干扰和在弱雾情况下表现不佳等缺点，实际去雾效果并不理想。与此同时近年来，随着深度学习兴起，越来越多的研究人员开始利用基于端到端的U形框架去雾方法,直接学习有雾图像到无雾图像之间的映射关系。然而这些模型框架存在几个问题：（1）现有U型网络编解码之间缺乏有效的信息交互。编码层用于提取图像特征信息，解码层用于重建图像特征信息。大多数基于U型网络的端到端去雾网络将编码层所提取到的信息直接与对应尺度的解码层融合，虽然这种编解码的交互方式在一定程度上缓解了信息在传递过程中的稀释，然而却忽略了非对应尺度编解码之间的信息交互，导致信息在传递过程中依旧存在严重的损失。（2）解码层信息利用不充分。传统的U型去雾网络是由解码层的最后一层输出清晰图片，但同时其他层也包含着丰富的特征信息，直接忽略其它层特征信息会影响最终的去雾效果。如何充分利用解码层信息，减少信息丢失，从而提高去雾图像恢复质量。这是一个有待解决的问题。

为了解决上述的问题，在本文中，我们提出了一个基于跨层级自注意特征交互和多解码重构遥感去雾方法。具体来说，我们提出一个跨层级自注意力信息交互模

块，该框架在网络编码阶段，通过全局关联从上而下逐层构建信息交互块，并通过上采样操作将其添加到对应的解码层中，从而构建有效的编解码信息交互，减少特征信息稀释，从而加强网络对复杂场景重构能力。此外，本文还设计了多解码重构模块，聚合解码阶段中不同层次特征信息，同时通过不同感受野捕捉聚合块中多尺度信息用于清晰图像的恢复，提高去雾图片色彩和细节的恢复质量。

本发明的主要贡献总结如下：

1）通过设计好的跨层级自注意力信息交互模块。在网络的编码阶段，该模块通过根据层间特征相关性和层内特征相关性来融合高维语义信息和低维结构信息，并将融合后的信息交互块作为补充信息添加到解码层，有效缓解特征稀释问题。提升网络对场景中非均匀雾的重构能力和恢复的鲁棒性。

2）提出的多解码重构模块，探索如何在网络的解码阶段结合不同编码层特征信息用于无雾图像重构。减少信息丢失，从而提高网络的去雾能力。

3)一种新的方法称为基于跨层级自注意交互和多解码重构遥感去雾方法的算法，在遥感数据集StateHaze-1k和HRSD的实验证明，本发明提出的方法在客观指标和主观视觉效果上优于最近提出的优秀去雾算法。

**发明内容**

本发明的目的是为了解决现有遥感图像去雾方法存在的问题。具体来说，本发明中的跨层级自注意力信息交互模块根据特征信息相关性自适应融合编码层所提取的浅层和深层信息，并将融合后的信息块添加到对应解码层，减少信息传递中的损失。此外，我们还发明了一个高效的多解码指导模块，以协调不同解码层中的特征信息，并通过等差卷积组获取多尺度上下文信息特征，聚合这些特征并用于清晰图像重构。

上述技术方案的创新与改进,使图像去雾技术取得显著进步,不仅能有效解决现有方法的问题,还能进一步提升去雾效果。本发明在遥感图像去雾领域具有广阔的应用前景,其技术进步对行业发展具有重要的促进作用。

发明的目的是这样实现的：提出一种基于跨层级自注意交互和多解码重构遥感去雾网络。包含以下步骤：

1）网络模型训练阶段，将配对的遥感有雾图像和遥感无雾图像输入网络中进行训练并获得模型，选择出效果最优的模型。

2）网络模型使用阶段。将训练好的模型放入对应文件夹，输入遥感有雾图像到去雾网络中，并通过网络重构出清晰的无雾图像。

在步骤1）中，在网络模型训练阶段。具体步骤如下：

（1）基础架构采用U型网络，设计了一种跨层级自注意交互和多解码重构遥感去雾方法。跨层级自注意信息交互注意力模块CLSF(Cross-Layer Slef-Attention Feature Interaction Module)，将编码阶段中的高维语义信息和低维细节信息聚合，将聚合后的特征信息作用补充信息添加到各个解码层，有效缓解编码阶段U型网络因上采样过程所导致的特征稀释问题。以促进网络生成更为清晰遥感图像。

（2）在图像解码过程中，设计了一种多解码图像重构模块MDIR(Multi-decode image reconstruction),用于将不同尺度的解码层信息用于图像重构。该模块通过聚合多层次的解码层信息，并对聚合块采用不同感受野以获得丰富的上下文信息。将上下文信息用于指导网络用于图像去雾。

（3）该去雾网络是一个基于U型的端到端去雾网络，网络中的输入是配对的遥感有雾图像和遥感无雾图片。将遥感有雾图片作为去雾网络的输入，通过训练生成清晰的遥感图像。

（4）在网络的训练过程中，将输入网络中的遥感有雾图像随机裁剪成大小为256×256的图像，并在网络的训练过程中，采用90、180、270度的随机旋转、水平翻转和垂直翻转来增加训练集。以下所有实验均在NVIDIA RTX 3090 GPU上进行，代码基于Pytorch实现。Adam优化器用于优化网络，学习率和批量大小分别设置为0.0001和4。动量衰减指数=0.9和=0.999。初始化学习率设置为0.001，并且使用MultiStepLR来动态地调整它们之间的学习率。在训练中。网络模型中损失函数的参数设置分别为𝜆1 = 1，𝜆2 = 0.0005，𝜆3 = 0.5，𝜆4 = 1.5。

（5）在深度学习领域，损失函数常常用于约束神经网络以指导下一步的训练向期望方向进行。在本发明中，我们采用4种不同的损失函数（SmoothL1损失、对抗损失、感知损失和MS-SSIM损失）作用网络模型的优化目标用于最小化训练过程中的误差。

在步骤（1）中，使用了跨层级自注意信息交互模块，它的工作机制如图二所示，跨层级自注意交互注意力模块CLSF(Cross-Layer Slef-Attention Feature Interaction Module)，通过编码层之间的相关性自适应融合层级特征信息，并将其作为补充信息通过跳连接传递到解码层。此外，本文还设计了多解码图像重构模块MDIR(Multi-decode image reconstruction)，将解码阶段中不同分辨率的特征信息用于无雾图像重构，减少信息丢失的同时挖掘有效的特征信息用于遥感图像恢复。两者的引入增强了模型的特征表达能力。具体的步骤如下：

1. 将编码阶段的不同层级的特征信息输入到CLSF中，得

特征征图；

1. 对特征图进行切块操作，按照特征图的分辨率划分为一

系列分辨率的的信息块，并改变原特征图的尺寸大小；

1. 先对和做矩阵相乘，得到特征图。通过矩阵相乘构建两个特征图

之间从局部到整体的联系；

1. 再对步骤③中所得到的特征图与做矩阵相乘操作。得到特征信息块

G；

1. 将得到的特征信息块G做尺寸恢复操作；
2. 对特征信息块G按照不同分辨率的解码层做卷积或者反卷积操作得到不

同尺寸的特征图，再通过跳连接将对应尺寸的特征信息传递到不同解码层达到缓解特征稀释的作用。

所述步骤（1）的跨层自注意交互模块具体为：

I、对于不同编码层特征信息做卷积和激活操作，将不同尺度的特征图下采样到同一尺寸大小，即得到特征图；

II、在对每一个特征图做Unflod操作，将进行切片并且改变每个特征图原有的尺寸大小；

III、然后按照顺序从上往下做矩阵相乘的操作，得到一个新的特征图G；

IV、按照解码层的尺寸大小对特征图G做卷积激活、反卷积激活、反卷积激活三种操作，得到新的特征图，。

V、通过跳连接将融合到对应的解码层。

在步骤（2）中，使用了多解码重构模块，其工作机制如图三所示，主要包括聚合-分散-再聚合操作。在聚合操作中，将不同分辨率的解码层特征信息先融合一个信息块，在通过等差卷积组获得不同感受野的特征图，并将不同的特征图再次融合。并将融合后的特征图用于原信息块的权重分配。通过将解码阶段的特征信息全部用于图像重构，减少图像恢复过程中的信息丢失，是的恢复后图像更加清晰真实。具体步骤如下：

1. 将不同分辨率的解码层信息输入到多解码重构块中；
2. 先将解码层信息通过尺度变换后在通道维度的连接，得到一个简易的特

易的特征重构块；

1. 将特征重构快输入到不同大小卷积核；
2. 把步骤⑨中得到不同感受野的特征做通道维度的连接；
3. 在对步骤⑩中得到的特征图做简易的卷积得到一个新的特征图；
4. 将特征重构块与该特征图相乘后用于图像重构。

所述步骤（2）的多解码重构模块具体为：

VI、通过反卷积和激活函数将不同尺寸的解码层特征上采样到同一尺寸；

VII、将这些特征图通过concat操作聚合起来，成为一个信息块。

VIII、接着采用3\*3、5\*5和7\*7卷积核对该信息块做卷积操作，得到三个不同感受野的特征图，再对其做通道上面的concat操作得到一个新的特征块。

IX、将VIII中得到的特征块通过卷积和激活得到一个H\*W\*1的权重图，将该权重图与VII中的信息块相乘。

在步骤（3）中，网络采用编码-解码的U型结构，主要包含编码器、解码器、跨层级自注意信息交互模块和多解码重构模块。其中，C，H，W分别代表输入的有雾图像的图像的通道数、高度和宽度。网络采用四倍下采样，通过一个步幅为 1 的标准卷积和两个步幅为 2 的卷积来提取图像特征，从而得到不同层次的特征。

在步骤（4）中本文选用了遥感数据集SateHaze 1 k和HRSD。其中遥感数据集SateHaze 1 k包含三个子数据集，分别代表了GF-2遥感卫星捕获的不同浓度的雾霾场景。具体而言，Thin Fog子数据集代表了SateHaze 1 k数据集中雾霾浓度较低的部分，Moderate Fog子数据集代表了SateHaze 1 k数据集中雾霾浓度中等的部分，Thick Fog子数据集代表了SateHaze 1 k数据集中雾霾浓度较高的部分。每个子训练集都包含了320个图像，验证集包含35个图像，而测试集包含45个图像。为了增强模型的鲁棒性，我们采取了以下数据增强策略：首先，我们随机裁剪图像以调整它们的大小为256×256像素。其次，我们对图像进行了旋转（90度、180度和270度）、垂直翻转以及水平翻转等操作，以扩充数据集。这些方法的使用有效地降低了模型在训练过程中出现过拟合的可能性。遥感数据集HRSD包括两个子集LHID和DHID。其中，LHID是通过对来自Google Earth的30,517张遥感图像应用光雾效果而生成的。这些图像具有不同的分辨率，范围从0.2米到153米，它们的大小都是512×512像素。DHID是通过向从DLR 3k慕尼黑Vehicle Aerial Image Dataset（MVAID）中提取的14,990张图像添加密集雾霾来创建的。这两个数据集的创建旨在为研究提供具有不同模糊程度的遥感图像，以便进行各种图像处理和计算机视觉任务的实验和分析。

**本发明创造的优点：**

1）本发明设计了一种基于跨层级自注意信息交互和多解码重构遥感去雾方法（CLSMR-Net），主要包括跨层级自注意交互模块和多解码重构模块。

2）本发明设计了跨层级自注意信息交互模块根据各个编码层特征信息的相关性自上往下逐层融合特征信息，构建从局部到整体的特征融合块，并将编码阶段所提取到的特征信息有效的传递到解码阶段。

3）多解码重构模块聚合解码阶段不同分辨率的特征信息，通过并行卷积获取上下文特征信息并构建特征权重用于图像重构。

**附图说明**

下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

图1为本发明的整体网络的结构图。

图2为跨层级自注意信息交互模块的结构图

图3为多解码重构模块的结构图。

**具体实施方式**

如图1所示，一种跨层级自注意信息交互和多解码重构遥感去雾方法，本发明提出的去雾网络CLSMR-Net的整体框架如图1所示，网络采用编码-解码的U型结构，主要包含编码器、解码器、跨层级自注意信息交互模块和多解码重构。其中，定义输入的有雾图像为，其中W为宽度、H为长度、C为通道数。在四倍下采样的过程中，通过一个步幅为 1 的标准卷积和两个步幅为 2 的卷积来提取图像特征，从而得到不同层次的特征。

在U型网络的编码阶段，通过多次下采样过程，造成编码阶段所提取的特征信息不断的稀释，此外，仅是对应编码层之间的信息传递无法将编码阶段所提取的提取到特征信息传递到各个解码层。为了有效利用编码阶段所提取到的高维语义信息与低维结构信息，本发明提出了跨层级自注意信息交互模块如图2所示，通过特征相关性逐层融合不同层级特征信息并传递到解码层，减少特征信息的稀释。此外，本文还设计了一种多解码重构模块如图3所示，将聚合不同解码层特征信息用于图像重构，避免信息的丢失，两者引入增强了模型的特征表达能力。

总之，本发明的技术方案在遥感图像去雾领域实现了重要的创新，通过跨层级自注意交互模块和多解码重构模块的引入，有效解决了现有遥感图像去雾方法中存在的一些问题，提高了遥感图像恢复质量，具有广泛的应用前景和市场价值。

具体在使用时，采用以下步骤：

（1）将遥感有雾图像输入到去雾网络中，经过跨层级自注意信息交互模块增强特征表达，在通过多解码重构模块指导网络生成清晰图像。

（2）在CLSF模块中，将调整尺寸后的编码层特征信息逐层做矩阵相乘，构建局部到整体的特征融合块，增强局部上下文信息约束。

（3）其中MDIR模块中则是将不同层的解码信息聚合一起，并通过不同卷积获得不同层次信息，将不同层析信息再次聚合后通过卷积和激活函数操作后，将其作为原聚合块的特征权重指导用于图像重构，从而得到清晰的去雾图像。

（4）在本发明的实验中，使用遥感数据集集SateHaze 1 k和HRSD进行训练和测试，通过实验证明，该基于基于跨层级自注意信息交互和多解码重构遥感去雾方法能够在不同场景下获优异的去雾效果，并能够有效的增强模型的泛化性和鲁棒性。