



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112184554 B

(45) 授权公告日 2022.08.23

(21) 申请号 202011090427.7	CN 103198483 A, 2013.07.10
(22) 申请日 2020.10.13	CN 108564109 A, 2018.09.21
(65) 同一申请的已公布的文献号 申请公布号 CN 112184554 A	CN 108805874 A, 2018.11.13
(43) 申请公布日 2021.01.05	CN 108090872 A, 2018.05.29
(73) 专利权人 重庆邮电大学 地址 400065 重庆市南岸区南山街道崇文 路2号	CN 105740799 A, 2016.07.06
(72) 发明人 李伟生 董美霖	CN 104574421 A, 2015.04.29
(74) 专利代理机构 重庆市恒信知识产权代理有 限公司 50102 专利代理师 陈栋梁	CN 110415199 A, 2019.11.05
(51) Int. Cl. G06T 3/40 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)	CN 109767412 A, 2019.05.17
(56) 对比文件 CN 102063710 A, 2011.05.18 CN 101216557 A, 2008.07.09	CN 109146831 A, 2019.01.04
	JP 2007014706 A, 2007.01.25
	杨勇等.基于渐进式特征增强网络的超分辨率重建算法.《信号处理》.2020,第36卷(第9期),1598-1606.
	Weisheng Li 等.DMNet: A Network Architecture Using Dilated Convolution and Multiscale Mechanisms for Spatiotemporal Fusion of Remote Sensing Images.《IEEE SENSORS JOURNAL》.2020,12190-12202.
	审查员 许哲
	权利要求书1页 说明书4页 附图1页

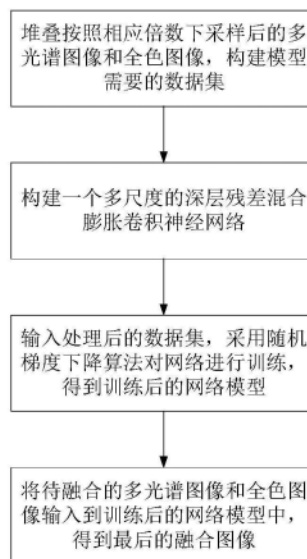
(54) 发明名称

一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法

(57) 摘要

本发明请求保护一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,包括步骤:S1将低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像分别进行相应倍数的下采样,并将其堆叠在一起,构建模型需要的数据集;S2借助卷积神经网络的性质,构建一个多尺度的深层残差混合膨胀卷积神经网络;S3采用随机梯度下降算法对网络进行训练,得到训练后的深度卷积神经网络模型;S4将待融合的多光谱图像和全色图像输入到训练后的深度卷积神经网络模型中,得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像。本发明利用深度卷积神经网络更充分地提取图像的空间特征,提高了遥感图像融合方法的融合效果。

CN 112184554 B



1. 一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、将低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像分别下采样4倍,然后再将多光谱图像上采样4倍,与全色图像堆叠在一起,构建模型需要的数据集;

S2、使用跳跃连接将普通卷积与不同膨胀率的膨胀卷积连接在一起,并结合深层残差网络,构建一个双支的深层残差混合膨胀卷积神经网络;

S3、采用随机梯度下降算法对深层残差混合膨胀卷积神经网络进行训练,得到训练后的深层卷积神经网络模型;

S4、将待融合的多光谱图像和全色图像输入到训练后的深层卷积神经网络模型中,得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像;

所述步骤S2中使用跳跃连接将普通卷积与不同膨胀率的膨胀卷积连接在一起,并结合深层残差网络,构建一个双支的深层残差混合膨胀卷积神经网络,具体如下:

网络分为两个分支,一个分支是20层的深层残差卷积网络,另一个分支是由残差混合膨胀卷积模块组成的网络,该模块先利用普通卷积获得低分辨率的多光谱和全色图像的所有信息,再使用并行的不同膨胀率的膨胀卷积来充分提取高分辨率图像中丰富的空间信息,在不增加卷积核参数数量的前提下,扩大模型的感受野;然后,使用跳跃连接将不同尺度的膨胀卷积的输出结果与前一个普通卷积相加,缓解过拟合情况;

在步骤S3中,采用随机梯度下降算法对残差混合膨胀卷积神经网络进行训练时,损失函数为:

$$L = \operatorname{argmin}_X \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| g_{MS} \left( X_P^{(i)}, X_M^{(i)} \right) - F^{(i)}(W, b) \right\|_2^2$$

其中,  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  分别表示全色图像和低分辨率多光谱图像,  $F^{(i)}$  是对应的高分辨率多光谱图像,  $N$  是小批量训练样本的数量,  $(W, b)$  是所有超参数的集合,即滤波器的权重和偏差;使用均方根误差作为损失函数,直接将  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  输入深度卷积神经网络以逼近  $F^{(i)}$ , 从而学习输入图像  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  和输出图像  $F^{(i)}$  之间的非线性映射关系。

2. 根据权利要求1所述的一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,其特征在于,在步骤S1中,构建模型需要的数据集,构建方式为:

用双三次插值法对初始的多光谱图像和全色图像进行下采样,模拟低分辨率输入的多光谱图像和全色图像,将多光谱图像上采样4倍,与退化后的全色图像堆叠,形成初始化的输入。

3. 根据权利要求1所述的一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,其特征在于,在步骤S4中,将待融合的多光谱图像和全色图像输入到步骤S3所得训练完成的深层残差混合膨胀卷积神经网络模型中,得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像。

## 一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,特别涉及基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着社会和科技的发展,遥感图像在各种应用中被广泛使用。由于传感器硬件技术的短板,地球观测卫星如IKONOS、QuickBird和GeoEye等也只能拍摄到两种不同类型的遥感图像,即高空间分辨率低光谱分辨率的全色图像和高光谱分辨率低空间分辨率的多光谱图像。但是在实际的应用中,我们需要同时用到高光谱和高空间分辨率这两种信息,其中,高光谱分辨率用于精确地物分类,高空间分辨率则用于地物形状和纹理的描述。

[0003] 获得同时具有高空间分辨率与高光谱分辨率的遥感图像,最直接的方法就是采用更高精度的遥感传感器。但这种遥感传感器造价昂贵而且技术难以实现。因此,图像融合方法被引入到遥感图像领域,用以融合全色图像的空间信息和多光谱图像的光谱信息,这种融合过程也被称作遥感图像融合。这样不仅缩短了硬件的研发时间也能节约硬件成本,还能进一步提高遥感图像质量以满足需求。

[0004] 迄今为止,传统的遥感图像融合算法可以大致分为成分替换法、多尺度分析法和基于模型的优化方法。成分替换的主要思想是利用彩色空间模型的定量计算优势,对所获图像各波段进行线性分离和替换,然后将计算后的各波段重新组合而得到融合结果,通常情况下,此类算法能简单有效地提高多光谱图像的分辨率,但通常会出现比较严重的光谱扭曲。多尺度分析基于多尺度分解,将源图像分解成多种尺度下的高低频分量,根据不同的融合策略选取高低频系数进行融合,具有较好的光谱保真度,但是融合后的图像清晰度有所下降。基于模型的融合框架是通过建立低分辨率多光谱图像、全色图像与高分辨率多光谱图像的关系模型,结合高分辨率多光谱图像先验特性,构建目标函数重建融合图像,该方法在梯度信息的提取上获得了很大的提升,但是并不能精确地描述输入和输出之间复杂的非线性映射关系。

[0005] 随着深度学习技术的发展,计算机视觉和图像处理领域的众多问题得到了新的解决办法。相对于传统的遥感图像融合方法,基于卷积神经网络的方法可以通过端对端自动学习不同波段的上采样方法,更好地保持图像的光谱信息,但是现有的网络结构简单,仍有很大的改进空间。

### 发明内容

[0006] 本发明旨在解决以上现有技术的问题。提出了一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法。本发明的技术方案如下:

[0007] 一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,其包括以下步骤:

[0008] S1、将低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像分别下采样4倍,然后再将多光谱图像上采样4倍,与全色图像堆叠在一起,构建模型需要的数据集;

[0009] S2、使用跳跃连接将标准卷积与不同膨胀率的膨胀卷积连接在一起,并结合深层残差网络,构建一个双支的深层残差混合膨胀卷积神经网络;

[0010] S3、采用随机梯度下降算法对残差混合膨胀卷积神经网络进行训练,得到训练后的深层卷积神经网络模型;

[0011] S4、将待融合的多光谱图像和全色图像输入到训练后的深度卷积神经网络模型中,得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像。

[0012] 进一步的,在步骤S1中,构建模型需要的数据集,构建方式为:

[0013] 用双三次插值法对初始的多光谱图像和全色图像进行下采样,模拟低分辨率输入的多光谱图像和全色图像,将多光谱图像上采样4倍,与退化后的全色图像堆叠,形成初始化的输入。

[0014] 进一步的,所述步骤S2中多尺度的深层残差混合膨胀卷积神经网络模型的构建方式如下:

[0015] 网络分为两个分支,一个分支是20层的深层残差卷积网络,另一个分支是由残差混合膨胀卷积模块组成的网络,该模块先利用普通卷积获得低分辨率的多光谱和全色图像的所有信息,再使用并行的不同膨胀率的膨胀卷积来充分提取高分辨率图像中丰富的空间信息,在不增加卷积核参数量的前提下,扩大模型的感受野;然后,使用跳跃连接将不同尺度的膨胀卷积的输出结果与前一个普通卷积相加,缓解过拟合情况。

[0016] 进一步的,在步骤S3中,采用随机梯度下降算法对残差混合膨胀卷积神经网络进行训练时,损失函数为:

$$[0017] \quad L = \operatorname{argmin}_X \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| g_{MS} \left( X_P^{(i)}, X_M^{(i)} \right) - F^{(i)}(W, b) \right\|_2^2$$

[0018] 其中,  $X_P^{(i)}, X_M^{(i)}$  分别表示全色图像和低分辨率多光谱图像,  $F^{(i)}$  是对应的高分辨率多光谱图像,  $N$  是小批量训练样本的数量,  $(W, b)$  是所有超参数的集合,即滤波器的权重和偏差。使用均方根误差作为损失函数,直接将  $X_P^{(i)}, X_M^{(i)}$  输入深度卷积神经网络以逼近  $F^{(i)}$ , 从而学习输入图像  $X_P^{(i)}, X_M^{(i)}$  和输出图像  $F^{(i)}$  之间的非线性映射关系。

[0019] 进一步的,在步骤S4中,将待融合的多光谱图像和全色图像输入到步骤S3所得训练完成的深层残差混合膨胀卷积神经网络模型中,得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像。

[0020] 本发明的优点及有益效果如下:

[0021] 从上述技术方案可以看出,本发明的基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法具有以下有益效果:

[0022] (1) 利用卷积神经网络的性质,端对端自动学习不同波段的上采样方法,减少了传统算法的琐碎处理,省时省力,也可以更好地保持图像的光谱信息,提高遥感图像融合的精度;

[0023] (2) 利用残差混合膨胀卷积,在不增加参数数目的情况下,既能扩大感受野,又避免了膨胀卷积带来的网格效应问题。相比于基于普通卷积的遥感图像融合算法,提高了在

各种复杂地面场景中特征提取的鲁棒性。

### 附图说明

[0024] 图1是本发明提供优选实施例基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法的流程图；

[0025] 图2是本发明提出的基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合模型。

### 具体实施方式

[0026] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、详细地描述。所描述的实施例仅仅是本发明的一部分实施例。

[0027] 本发明解决上述技术问题的技术方案是：

[0028] 如图1所示,本发明提供一种基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合方法,包括以下步骤：

[0029] 步骤S1、将低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像分别下采样4倍,然后再将多光谱图像上采样4倍,与全色图像堆叠在一起,构建模型需要的数据集。

[0030] 由于遥感图像不同于自然图像,实际应用中,很难获取理想的参考图像。因此,在本发明中,我们将整个实验分为训练和测试两个部分。在训练阶段,使用模拟数据,在监督的方式下学习网络中的超参数,用双三次插值法对低分辨率的多光谱图像和高分辨率的全色图像进行下采样,模拟低分辨率输入的多光谱图像和全色图像。为了方便实验,我们将多光谱图像上采样4倍,与退化后的全色图像堆叠,形成初始化的输入。通过最小化网络的输出与参考图像,形成最终的估计。测试阶段是使用真实数据,在预测的图像上进行重建,生成高分辨率的多光谱图像。

[0031] 步骤S2、利用跳跃连接将标准卷积与不同膨胀率的膨胀卷积连接在一起,并结合深层残差网络,构建一个双支的深层残差混合膨胀卷积神经网络。

[0032] 该网络分为两个分支,一个分支是20层的深层残差卷积网络,另一个分支是由两个普通的残差块和三个残差混合膨胀卷积模块组成。其中,残差混合膨胀卷积模块由普通卷积和膨胀卷积组成,先利用普通卷积获得多光谱和全色图像的所有信息,再使用并行的不同膨胀率(分别为1,2,4)的膨胀卷积来充分提取高分辨率图像中丰富的空间信息,在不增加卷积核参数数量的前提下,有效地扩大模型的感受野,从而有效避免局部细节信息严重损失的问题。然后,使用跳跃连接将不同尺度的膨胀卷积的输出结果与前一个普通卷积相加,缓解过拟合情况。残差混合卷积模块中的普通卷积和膨胀卷积核均为 $3 \times 3$ ,激活函数均为ReLU,滤波器的数量为64。

[0033] 步骤S3、采用随机梯度下降算法对网络进行训练,得到训练后的深度卷积神经网络模型。

[0034] 采用随机梯度下降算法对残差混合膨胀卷积神经网络进行训练时,损失函数为：

$$[0035] \quad L = \operatorname{argmin}_X \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| g_{MS} \left( X_P^{(i)}, X_M^{(i)} \right) - F^{(i)}(W, b) \right\|_2^2$$

[0036] 其中,  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  分别表示全色图像和低分辨率多光谱图像,  $F^{(i)}$  是对应的高分辨率多光谱图像,  $N$  是小批量训练样本的数量,  $(w, b)$  是所有超参数的集合, 即滤波器的权重和偏差。使用均方误差作为损失函数, 直接将  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  输入深度卷积神经网络以逼近  $F^{(i)}$ , 从而学习输入图像  $X_P^{(i)}$ ,  $X_M^{(i)}$  和输出图像  $F^{(i)}$  之间的非线性映射关系。

[0037] 步骤S4、将待融合的多光谱图像和全色图像输入到训练后的深度卷积神经网络模型中, 得到融合后的高空间分辨率的多光谱图像。

[0038] 本实施例中, 图2是本发明提出的基于残差混合膨胀卷积的遥感图像融合模型, 其输入为待融合图像, 输出为融合图像。

[0039] 为了评估本发明的性能, 选择了IKONOS卫星的数据集作为实验对象, 并将实验结果与其他四个经典的遥感图像融合方法进行了对比。其中, GS是基于成分替换法的算法, GLP是基于多尺度分析法算法, P+XS是基于模型的优化算法, MSDCNN和本发明是基于卷积神经网络的遥感图像融合算法, 这些算法和本发明都是使用一组多光谱和全色图像进行融合。

[0040] 表1为五种算法的客观质量评价结果, 其中, 最好的指标用红色标出。可以清楚的看到GS算法能够保持较好的结构特性, 但存在明显的光谱失真。GLP算法的整体效果很好, 但丢失了部分空间信息。P+XS算法保证了较好的光谱特性, 但存在边缘模糊效应。对比其他方法, MSDCNN和本发明提出的方法在空间细节和光谱保持上都与参考图像最接近。相比之下, 本算法能产生兼顾空间特性和光谱特性的融合效果的高质量图像。

[0041] 表1

Methods	SAM	RMSE	QAVE	ERGAS	CC	SSIM
GS	10.5752	27.6318	0.3342	6.6060	0.8131	0.350
GLP	4.5333	19.4836	0.4870	4.3096	0.9100	0.5091
P+XS	10.9051	29.8569	0.3273	7.8518	0.7985	0.3322
MSDCNN	4.1626	15.3442	0.6308	3.4700	0.9534	0.8320
Proposed	3.6319	13.1780	0.6976	3.0040	0.9654	0.8682

[0042] [0043] 以上这些实施例应理解为仅用于说明本发明而不用于限制本发明的保护范围。在阅读了本发明的记载的内容之后, 技术人员可以对本发明作各种改动或修改, 这些等效变化和修饰同样落入本发明权利要求所限定的范围。

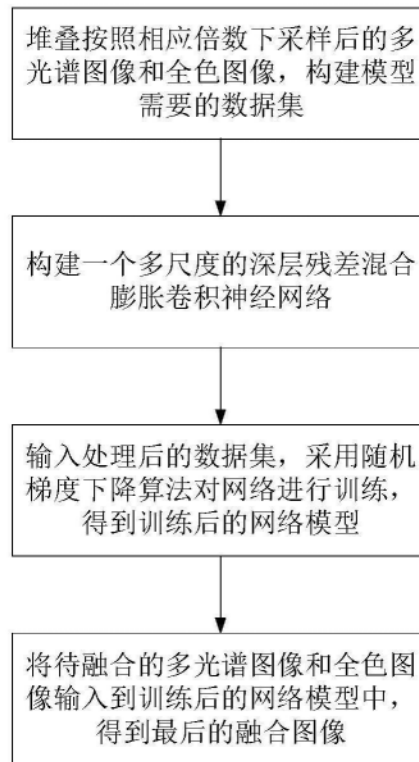


图1



图2