



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113222835 B

(45) 授权公告日 2023.04.14

(21) 申请号 202110436758.X

G06T 5/50 (2006.01)

(22) 申请日 2021.04.22

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113222835 A

CN 111037143 A, 2020.04.21
CN 111524063 A, 2020.08.11
CN 112184554 A, 2021.01.05
CN 112637599 A, 2021.04.09

(43) 申请公布日 2021.08.06

(73) 专利权人 海南大学
地址 570100 海南省海口市美兰区人民大道58号

审查员 杨苏倩

(72) 发明人 黄梦醒 吴园园 冯思玲 吴迪
冯文龙 张雨

(74) 专利代理机构 海南汉普知识产权代理有限公司 46003
专利代理师 麦海玲

(51) Int. Cl.
G06T 5/00 (2006.01)

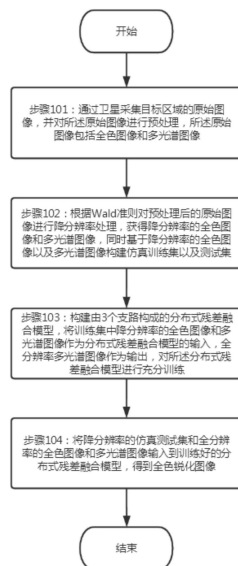
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法

(57) 摘要

本发明提供基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,主要解决现有技术中光谱失真、空间分辨率低、融合质量不高的问题,本申请包括下列步骤:通过卫星采集目标区域的原始图像,并对所述原始图像进行预处理;根据Wald准则使用预处理后全色图像和多光谱图像构建仿真训练集和测试集,构建由3个支路构成的基于残差网络的分布式融合模型,将训练集的全色和多光谱图像作为网络的输入,对网络进行充分训练;将待融合的全色和多光谱图像输入到训练好的融合网络中,得到融合图像。本发明使用不同支路不同尺度的特征进行融合,保留更多的光谱信息和空间信息,在提高空间分辨率和保留光谱信息方面更具优越性能,提高了融合质量。



1. 基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,其特征在于,包括下列步骤:

通过卫星采集目标区域的原始图像,并对所述原始图像进行预处理,所述原始图像包括全色图像和多光谱图像;

根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理,获得降分辨率的全色图像和多光谱图像,同时基于降分辨率的全色图像以及多光谱图像构建仿真训练集以及测试集;

构建由3个支路构成的分布式残差融合模型,将训练集中降分辨率的全色图像和多光谱图像作为分布式残差融合模型的输入,全分辨率多光谱图像作为输出,对所述分布式残差融合模型进行充分训练;

将降分辨率的仿真测试集和全分辨率的全色图像和多光谱图像输入到训练好的分布式残差融合模型,得到全色锐化图像;

所述分布式残差融合模型的第1个支路是由用于提取全色图像特征的多层全色图像残差模块构成;

第2个支路是由用于提取多光谱图像特征的多层多光谱图像残差模块构成;

第3个支路是由多层卷积融合模块构成;

全色图像残差模块、多光谱图像残差模块均由残差部分和跳跃连接部分构成;

所述方法还包括:

将训练集中降分辨率的全色图像输入多层全色图像残差模块中进行多尺度全色图像特征的逐层提取;

将训练集中降分辨率的多光谱图像输入多层多光谱图像残差模块中进行多尺度多光谱图像特征的逐层提取;

将逐层提取的多尺度全色图像特征、多尺度多光谱图像特征以及融合支路前一步的融合结果进行通道拼接后输入多层卷积融合模块中进行逐层融合,多层卷积融合模块最后一层的融合结果为所述分布式残差融合模型的融合结果,即全色锐化图像;

将训练集中降分辨率的全色图像输入用于提取全色图像特征的第1个支路的第一层全色图像残差模块中,获得第一尺度全色图像特征,所述第一层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_1 = h(PAN_0) + F(PAN_0, W_{P_0})$, 其中 $h(PAN_0) = W_{P_0}' * PAN_0$;

将所述第一尺度全色图像特征输入第二层全色图像残差模块中,获得第二尺度全色图像特征,所述第二层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_2 = h(PAN_1) + F(PAN_1, W_{P_1})$, 其中 $h(PAN_1) = W_{P_1}' * PAN_1$;

将所述第二尺度全色图像特征输入第三层全色图像残差模块中,获得第三尺度全色图像特征,所述第三层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_3 = h(PAN_2) + F(PAN_2, W_{P_2})$, 其中 $h(PAN_2) = W_{P_2}' * PAN_2$;

将所述第三尺度全色图像特征输入第四层全色图像残差模块中,获得第四尺度全色图像特征,所述第四层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_4 = h(PAN_3) + F(PAN_3, W_{P_3})$, 其

中 $h(PAN_3) = W_{P_3}' * PAN_3$;

式中, PAN_0 表示原始全色图像, PAN_1 、 PAN_2 、 PAN_3 、 PAN_4 表示全色图像不同尺度特征; W_{P_0}' 、 W_{P_1}' 、 W_{P_2}' 、 W_{P_3}' 分别表示分布式残差融合模型第1个支路的第一、二、三、四层全色图像残差模块中的卷积核; $h(PAN_0)$ 、 $h(PAN_1)$ 、 $h(PAN_2)$ 、 $h(PAN_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的跳跃连接部分; $F(PAN_0, W_{P_0})$ 、 $F(PAN_1, W_{P_1})$ 、 $F(PAN_2, W_{P_2})$ 、 $F(PAN_3, W_{P_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的残差部分; * 表示卷积操作。

2. 根据权利要求1所述的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法, 其特征在于, 将训练集中降分辨率的多光谱图像输入用于提取多光谱图像特征的第2个支路的第一层多光谱图像残差模块中, 获得第一尺度多光谱图像特征, 所述第一层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_1 = h(MS_0) + F(MS_0, W_{MS_0})$, 其中 $h(MS_0) = W_{MS_0}' * MS_0$;

将第一尺度多光谱图像特征输入第二层多光谱图像残差模块中, 获得第二尺度多光谱图像特征, 所述第二层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_2 = h(MS_1) + F(MS_1, W_{MS_1})$, 其中 $h(MS_1) = W_{MS_1}' * MS_1$;

将第二尺度多光谱图像特征输入第三层多光谱图像残差模块中, 获得第三尺度多光谱图像特征, 所述第三层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_3 = h(MS_2) + F(MS_2, W_{MS_2})$, 其中 $h(MS_2) = W_{MS_2}' * MS_2$;

将第三尺度多光谱图像特征输入第四层多光谱图像残差模块中, 获得第四尺度多光谱图像特征, 所述第四层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_4 = h(MS_3) + F(MS_3, W_{MS_3})$, 其中 $h(MS_3) = W_{MS_3}' * MS_3$;

式中, MS_0 表示原始多光谱图像, MS_1 、 MS_2 、 MS_3 、 MS_4 表示多光谱图像不同尺度特征; W_{MS_0}' 、 W_{MS_1}' 、 W_{MS_2}' 、 W_{MS_3}' 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的卷积核; $h(MS_0)$ 、 $h(MS_1)$ 、 $h(MS_2)$ 、 $h(MS_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的跳跃连接部分; $F(MS_0, W_{MS_0})$ 、 $F(MS_1, W_{MS_1})$ 、 $F(MS_2, W_{MS_2})$ 、 $F(MS_3, W_{MS_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的残差部分。

3. 根据权利要求1所述的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法, 其特征在于, 对所述原始图像进行预处理包括: 对原始图像进行辐射定标、几何精校正和空间配准。

4. 根据权利要求1所述的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法, 其特征在于, 根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理, 包括:

确定下采样因子, 根据Wald准则对所述原始全色图像和多光谱图像使用双三次插值方法进行下采样;

根据Wald准则对下采样后的多光谱图像使用双三次插值方法进行上采样,使输入分布式残差融合模型的图像尺寸大小保持一致。

5. 根据权利要求1所述的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,其特征在于,将训练集中降分辨率的全色图像和多光谱图像进行通道拼接后输入用于融合的第3个支路的第一层卷积融合模块,获得第一尺度融合结果,所述第一层卷积融合模块通过下式表示: $MSP_1 = F_{MP}(MS_0 \oplus PAN_0, W_{MSP0})$;

将第一尺度全色图像特征、第一尺度多光谱图像特征与第一尺度融合结果进行通道拼接后输入第二层卷积融合模块,获得第二尺度融合结果,所述第二层卷积融合模块通过下式表示: $MSP_2 = F_{MP}(MS_1 \oplus PAN_1 \oplus MSP_1, W_{MSP1})$;

将第二尺度全色图像特征、第二尺度多光谱图像特征与第二尺度融合结果进行通道拼接后输入第三层卷积融合模块,获得第三尺度融合结果,所述第三层卷积融合模块通过下式表示: $MSP_3 = F_{MP}(MS_2 \oplus PAN_2 \oplus MSP_2, W_{MSP2})$

将第三尺度全色图像特征、第三尺度多光谱图像特征与第三尺度融合结果进行通道拼接后输入第四层卷积融合模块,获得第四尺度融合结果,所述第四层卷积融合模块通过下式表示: $MSP_4 = F_{MP}(MS_3 \oplus PAN_3 \oplus MSP_3, W_{MSP3})$;

将第四尺度全色图像特征、第四尺度多光谱图像特征与第四尺度融合结果进行通道拼接后输入到最后一层卷积融合模块,获得最终的全色锐化图像,所述最后一层卷积融合模块通过下式表示: $FMSP = F_{MP}(MS_4 \oplus PAN_4 \oplus MSP_4, W_{MSP4})$ 。

式中, MSP_1 、 MSP_2 、 MSP_3 、 $FMSP$ 分别是分布式残差模型的融合支路不同层级的融合结果; W_{MSP0} 、 W_{MSP1} 、 W_{MSP2} 、 W_{MSP3} 、 W_{MSP4} 分别表示分布式残差模型的融合支路第一、二、三、四、五层的卷积核; F_{MP} 是融合规则; \oplus 表示拼接操作。

6. 根据权利要求5所述的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,其特征在于,将标签多光谱图像与融合的多光谱图像进行对比,使得损失函数最小,分布式残差融合模型达到最优。

基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法

技术领域

[0001] 本发明涉及遥感图像处理技术领域,尤其涉及基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法。

背景技术

[0002] 遥感影像被广泛应用于各行各业,例如农业产量预测、农业林业病虫害检测、灾害预测、地质探测、国防、植被覆盖和土地利用、环境变化检测等等。但是由于卫星传感器技术的限制,不能同时获得高空间分辨率高光谱分辨率的图像,只能获得高空间分辨率低光谱分辨率的全色图像(PAN)和低空间分辨率高光谱分辨率的多光谱图像(MS)。但是各个领域需要使用既具有高空间分辨率又具有高光谱分辨率的图像,甚至要求具有高时间分辨率的图像。利用高空间分辨率低光谱分辨率的图像和高光谱分辨率低空间分辨率的冗余和互补信息,获得高空间分辨率高光谱分辨率的图像(HSHM)。生成这种图像的图像处理技术目前主要有图像增强、超分辨率重建、图像融合等等。其中使用最多的、主要的研究技术就是图像融合技术,它是指将多个传感器的多个图像通过一定方法生成一个质量更高、信息更丰富的图像,提高人们的视觉感受、更容易通过图像做出更精确的决策。

[0003] 多光谱图像和全色图像融合技术(也称作全色锐化)是遥感图像处理领域研究的热门、重点之一。融合方法可以大体可分为传统方法、深度学习方法。传统方法中普遍被分为成分替换方法、多分辨率分析法、混合方法、基于模型法。虽然Brovey变换、施密特正交变换(GS)、主成分分析方法(PCA)等成分替代方法以及这些方法的变体被广泛应用于各个软件中,但是它们存在光谱失真、空间过度锐化的问题。小波变化、拉普拉斯金字塔分解、轮廓波变换、曲波变换、非下采样剪切波变换等多分辨率分析方法及其变体虽然减少了光谱失真,但是空间分辨率比较低,还可能出现振铃现象。随着深度学习技术的发展,各个深度学习网络开始应用于全色锐化方向,其中使用最多的就是卷积神经网络,虽然像PNN、DRPNN、PanNet、PanGAN等网络的提出用于全色锐化取得了一定的效果,但是还是会存在光谱失真、空间分辨率低、融合质量不高的问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,以解决上述背景技术中提出的问题。

[0005] 本发明是通过以下技术方案实现的:基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法,包括下列步骤:

[0006] 通过卫星采集目标区域的原始图像,并对所述原始图像进行预处理,所述原始图像包括全色图像和多光谱图像;

[0007] 根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理,获得降分辨率的全色图像和多光谱图像,同时基于降分辨率的全色图像以及多光谱图像构建仿真训练集以及测试集;

[0008] 构建由3个支路构成的分布式残差融合模型,将训练集中降分辨率的全色图像和多光谱图像作为分布式残差融合模型的输入,全分辨率多光谱图像作为输出,对所述分布式残差融合模型进行充分训练;

[0009] 将降分辨率的仿真测试集和全分辨率的全色图像和多光谱图像输入到训练好的分布式残差融合模型,得到全色锐化图像。

[0010] 优选的,对所述原始图像进行预处理还包括:对原始图像进行辐射定标、几何精校正和空间配准。

[0011] 优选的,根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理,包括:

[0012] 确定下采样因子,根据Wald准则对所述原始全色图像和多光谱图像使用双三次插值方法进行下采样;

[0013] 根据Wald准则对下采样后的多光谱图像使用双三次插值方法进行上采样,使输入分布式残差融合模型的图像尺寸大小保持一致。

[0014] 优选的,基于降分辨率上采样后的多光谱图像、降分辨率全色图像以及原始多光谱图像构建仿真训练集和测试集。

[0015] 优选的,所述分布式残差融合模型的第1个支路是由用于提取全色图像特征的多层全色图像残差模块构成;

[0016] 第2个支路是由用于提取多光谱图像特征的多层多光谱图像残差模块构成;

[0017] 第3个支路是由多层卷积融合模块构成。

[0018] 优选的,所述方法还包括:将训练集中降分辨率的全色图像输入多层全色图像残差模块中进行多尺度全色图像特征的逐层提取;

[0019] 将训练集中降分辨率的多光谱图像输入多层多光谱图像残差模块中进行多尺度多光谱图像特征的逐层提取;

[0020] 将逐层提取的多尺度全色图像特征、多尺度多光谱图像特征以及融合支路前一步的融合结果进行通道拼接后输入多层卷积融合模块中进行逐层融合,多层卷积融合模块最后一层的融合结果就是所述分布式残差融合模型的融合结果,即全色锐化图像。

[0021] 优选的,将训练集的全色图像输入用于提取全色图像特征的第1个支路的第一层全色图像残差模块中,获得第一尺度全色图像特征,所述第一层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_1 = h(PAN_0) + F(PAN_0, W_{R_0})$, 其中 $h(PAN_0) = W_{R_0}' * PAN_0$;

[0022] 将所述第一尺度全色图像特征输入第二层全色图像残差模块中,获得第二尺度全色图像特征,所述第二层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_2 = h(PAN_1) + F(PAN_1, W_{R_1})$,

其中 $h(PAN_1) = W_{R_1}' * PAN_1$;

[0023] 将所述第二尺度全色图像特征输入第三层全色图像残差模块中,获得第三尺度全色图像特征,所述全色图像第三层残差模块通过下式表示: $PAN_3 = h(PAN_2) + F(PAN_2, W_{R_2})$,

其中 $h(PAN_2) = W_{R_2}' * PAN_2$;

[0024] 将所述第三尺度全色图像特征输入第四层全色图像残差模块中,获得第四尺度全

色图像特征,所述第四层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_4 = h(PAN_3) + F(PAN_3, W_{P_3})$,

其中 $h(PAN_3) = W_{P_3}' * PAN_3$;

[0025] 式中, PAN_0 表示原始全色图像, PAN_1 、 PAN_2 、 PAN_3 、 PAN_4 表示全色图像不同尺度特征; W_{P_0}' 、 W_{P_1}' 、 W_{P_2}' 、 W_{P_3}' 分别表示分布式残差融合模型第1个支路的第一、二、三、四层全色图像残差模块中的卷积核; $h(PAN_0)$ 、 $h(PAN_1)$ 、 $h(PAN_2)$ 、 $h(PAN_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的跳跃连接部分; $F(PAN_0, W_{P_0})$ 、 $F(PAN_1, W_{P_1})$ 、 $F(PAN_2, W_{P_2})$ 、 $F(PAN_3, W_{P_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的残差部分; * 表示卷积操作。

[0026] 优选的,将训练集的多光谱图像输入用于提取多光谱图像特征的第2个支路的第一层多光谱图像残差模块中,获得第一尺度多光谱图像特征,所述第一层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_1 = h(MS_0) + F(MS_0, W_{MS_0})$, 其中 $h(MS_0) = W_{MS_0}' * MS_0$;

[0027] 将第一尺度多光谱图像特征输入第二层多光谱图像残差模块中,获得第二尺度多光谱图像特征,所述第二层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_2 = h(MS_1) + F(MS_1, W_{MS_1})$,

其中 $h(MS_1) = W_{MS_1}' * MS_1$;

[0028] 将第二尺度多光谱图像特征输入第三层多光谱图像残差模块中,获得第三尺度多光谱图像特征,所述第三层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_3 = h(MS_2) + F(MS_2, W_{MS_2})$,

其中 $h(MS_2) = W_{MS_2}' * MS_2$;

[0029] 将第三尺度多光谱图像特征输入第四层多光谱图像残差模块中,获得第四尺度多光谱图像特征,所述第四层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_4 = h(MS_3) + F(MS_3, W_{MS_3})$,

其中 $h(MS_3) = W_{MS_3}' * MS_3$;

[0030] 式中, MS_0 表示原始多光谱图像, MS_1 、 MS_2 、 MS_3 、 MS_4 表示多光谱图像不同尺度特征; W_{MS_0}' 、 W_{MS_1}' 、 W_{MS_2}' 、 W_{MS_3}' 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的卷积核; $h(MS_0)$ 、 $h(MS_1)$ 、 $h(MS_2)$ 、 $h(MS_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的跳跃连接部分; $F(MS_0, W_{MS_0})$ 、 $F(MS_1, W_{MS_1})$ 、 $F(MS_2, W_{MS_2})$ 、 $F(MS_3, W_{MS_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的残差部分。

[0031] 优选的,将训练集的全色图像和多光谱图像进行通道拼接后输入用于融合的第3个支路的第一层卷积融合模块,获得第一尺度融合结果,所述第一层卷积融合模块通过下式表示: $MSP_1 = F_{MP}(MS_0 \oplus PAN_0, W_{MSP_0})$;

[0032] 将第一尺度全色图像特征、第一尺度多光谱图像特征与第一尺度融合结果进行通道拼接后输入第二层卷积融合模块,获得第二尺度融合结果,所述第二层卷积融合模块通

过下式表示： $MSP_2 = F_{MP}(MS_1 \oplus PAN_1 \oplus MSP_1, W_{MSP1})$ ；

[0033] 将第二尺度全色图像特征、第二尺度多光谱图像特征与第二尺度融合结果进行通道拼接后输入第三层卷积融合模块，获得第三尺度融合结果，所述第三层卷积融合模块通过下式表示： $MSP_3 = F_{MP}(MS_2 \oplus PAN_2 \oplus MSP_2, W_{MSP2})$ ；

[0034] 将第三尺度全色图像特征、第三尺度多光谱图像特征与第三尺度融合结果进行通道拼接后输入第四层卷积融合模块，获得第四尺度融合结果，所述第四层卷积融合模块通过下式表示： $MSP_4 = F_{MP}(MS_3 \oplus PAN_3 \oplus MSP_3, W_{MSP3})$ ；

[0035] 将第四尺度全色图像特征、第四尺度多光谱图像特征与第四尺度融合结果进行通道拼接后输入到最后一层卷积融合模块，所述最后一层卷积融合模块通过下式表示： $FMSP = F_{MP}(MS_4 \oplus PAN_4 \oplus MSP_4, W_{MSP4})$ ，从而获得最终的融合图像。

[0036] 式中， MSP_1 、 MSP_2 、 MSP_3 、 $FMSP$ 分别是分布式残差模型的融合支路不同层级的融合结果； W_{MSP0} 、 W_{MSP1} 、 W_{MSP2} 、 W_{MSP3} 、 W_{MSP4} 分别表示分布式残差模型的融合支路第一、二、三、四、五层的卷积核； F_{MP} 是融合规则； \oplus 表示拼接操作。

[0037] 优选的，将标签多光谱图像与融合的多光谱图像进行对比，使得损失函数最小，分布式残差融合模型达到最优。

[0038] 与现有技术相比，本发明达到的有益效果如下：

[0039] 本发明提供的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法，充分利用2个特征提取支路的全色图像和多光谱图像不同尺度的特征以及融合支路前一步的融合结果，使后面的融合利用更多的光谱信息、空间信息，而且使用残差模块提取遥感图像特征，使用不同尺度的特征进行融合，保留更多的光谱信息和空间信息，在提高空间分辨率和保留光谱信息方面更具优越性能，提高了融合质量。

附图说明

[0040] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的优选实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0041] 图1为本发明提供的基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法的流程图；

[0042] 图2为本发明提供的分布式残差融合模型的结构图。

具体实施方式

[0043] 为了更好地理解本发明技术内容，下面提供具体实施例，并结合附图对本发明做进一步的说明。

[0044] 参见图1，本发明公开了一种基于残差网络的遥感全色和多光谱图像分布式融合方法，包括下列步骤：

[0045] 步骤101：通过Landsat-8、Landsat-7、Quickbird、GF-2卫星采集目标区域的原始

图像,并对所述原始图像进行预处理,所述原始图像包括全色图像和多光谱图像;

[0046] 其预处理的过程还进一步包括:

[0047] 根据采集到的上述四个卫星数据级别,对原始图像进行辐射定标、几何精校正操作。

[0048] 同时由于本实施方式涉及到像素级融合,还需要对全色图像和多光谱图像进行空间配准。

[0049] 步骤102:根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理,获得降分辨率的全色图像和多光谱图像,同时基于降分辨率的全色图像以及多光谱图像构建仿真训练集以及测试集;

[0050] 在本申请提供的一个可选实施例中,根据Wald准则对预处理后的原始图像进行降分辨率处理包括下列步骤:确定下采样因子,根据Wald准则对所述原始全色图像和多光谱图像使用双三次插值方法进行下采样;

[0051] 其下采样后的全色图像尺寸保持不变,然后对下采样后的多光谱图像使用双三次插值方法上采样,使上采样后的多光谱图像尺寸和下采样后的全色图像尺寸一样。

[0052] 在完成对所有预处理后的原始图像进行降分辨率处理后,使用Landsat-8卫星的降分辨率上采样后的多光谱图像、降分辨率的全色图像以及原始多光谱图像作为训练集,为了更好地验证分布式残差融合模型的性能,使用Landsat-8、Landsat-7、Quickbird以及GF-2四个卫星的降分辨率上采样后的多光谱图像、降分辨率的全色图像以及原始多光谱图像作为仿真测试集和全分辨率测试集。

[0053] 参见图2,步骤103:构建由3个支路构成的分布式残差融合模型,将训练集中降分辨率的全色图像和多光谱图像作为分布式残差融合模型的输入,全分辨率多光谱图像作为输出,对所述分布式残差融合模型进行充分训练;

[0054] 所述分布式残差融合模型的第1个支路是由用于提取全色图像特征的多层全色图像残差模块构成;

[0055] 第2个支路是由用于提取多光谱图像特征的多层多光谱图像残差模块构成,第3个支路是由用于所述的前2个支路的多尺度特征和第3个支路前一步融合结果进行融合的多层卷积融合模块组成。

[0056] 将训练集的降分辨率的全色图像和多光谱图像作为分布式残差融合模型的输入,对应的全分辨率的多光谱图像作为输出。

[0057] 在本申请提供的一个可选实施例中,所述分布式残差融合模型的训练包括下列步骤:

[0058] 第1个支路首先将训练集的全色图像输入第一层全色图像残差模块中,获得第一尺度全色图像特征,第一层全色图像残差模块包括残差部分和跳跃连接部分,其中残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 32$ 卷积核,其中卷积核的大小是 3×3 ,卷积核的个数是32,下述的卷积核的形式和该卷积核形式的意义一样,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 32$ 卷积核,所述第一层全色图像残差模块通过下式表示: $PAN_1 = h(PAN_0) + F(PAN_0, W_p)$, 其中

$$h(PAN_0) = W_p' * PAN_0;$$

[0059] 将所述第一尺度全色图像特征输入第二层全色图像残差模块中,获得第二尺度全

色图像特征,第二层全色图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 64$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 64$ 卷积核,所述第二层全色图像残差模块通过下式表示:

$$PAN_2 = h(PAN_1) + F(PAN_1, W_{P_1}), \text{其中 } h(PAN_1) = W_{P_1}' * PAN_1;$$

[0060] 将所述第二尺度全色图像特征输入第三层全色图像残差模块中,获得第三尺度全色图像特征,全色图像第三层残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 128$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 128$ 卷积核,所述全色图像第三层残差模块通过下式表示:

$$PAN_3 = h(PAN_2) + F(PAN_2, W_{P_2}), \text{其中 } h(PAN_2) = W_{P_2}' * PAN_2$$

[0061] 将所述第三尺度全色图像特征输入第四层全色图像残差模块中,获得第四尺度全色图像特征,第四层全色图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 256$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 256$ 卷积核,所述第四层全色图像卷积模型通过下式表示:

$$PAN_4 = h(PAN_3) + F(PAN_3, W_{P_3}), \text{其中 } h(PAN_3) = W_{P_3}' * PAN_3;$$

[0062] 式中, PAN_0 表示原始全色图像, PAN_1 、 PAN_2 、 PAN_3 、 PAN_4 表示全色图像不同尺度特征;

W_{P_0}' 、 W_{P_1}' 、 W_{P_2}' 、 W_{P_3}' 分别表示分布式残差融合模型第1个支路的第一、二、三、四层全色图像残差模块中的卷积核; $h(PAN_0)$ 、 $h(PAN_1)$ 、 $h(PAN_2)$ 、 $h(PAN_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的跳跃连接部分;

$F(PAN_0, W_{P_0})$ 、 $F(PAN_1, W_{P_1})$ 、 $F(PAN_2, W_{P_2})$ 、 $F(PAN_3, W_{P_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第1个支路第一、二、三、四层全色图像残差模块中的残差部分;*表示卷积操作。

[0063] 将训练集的多光谱图像输入第2个支路的第一层光谱图像残差模块,获得第一尺度多光谱图像特征,第一层多光谱图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 32$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 32$ 卷积核,所述第一层多光谱图像卷积模型通过下式表示: $MS_1 = h(MS_0) + F(MS_0, W_{MS_0})$,其中 $h(MS_0) = W_{MS_0}' * MS_0$;

[0064] 将第一尺度多光谱图像特征输入第二层多光谱图像残差模块中,获得第二尺度多光谱图像特征,所述第二层多光谱图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 64$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 64$ 卷积核,所述第二层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_2 = h(MS_1) + F(MS_1, W_{MS_1})$,其中 $h(MS_1) = W_{MS_1}' * MS_1$;

[0065] 将第二尺度多光谱图像特征输入第三层多光谱图像残差模块中,获得第三尺度多光谱图像特征,第三层多光谱图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 128$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 128$ 卷积核,所述第三层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_3 = h(MS_2) + F(MS_2, W_{MS_2})$,其中 $h(MS_2) = W_{MS_2}' * MS_2$;

[0066] 将第三尺度多光谱图像特征输入第四层多光谱图像残差模块中,获得第四尺度多光谱图像特征,所述第四层多光谱图像残差模块中的残差部分的卷积部分使用2层 $3 \times 3 \times 256$ 卷积核,跳跃连接部分使用1层 $1 \times 1 \times 256$ 卷积核,所述第四层多光谱图像残差模块通过下式表示: $MS_4 = h(MS_3) + F(MS_3, W_{MS_3})$,其中 $h(MS_3) = W_{MS_3}' * MS_3$;

[0067] 式中, MS_0 表示原始多光谱图像, MS_1 、 MS_2 、 MS_3 、 MS_4 表示多光谱图像不同尺度特征;

W_{MS_0}' 、 W_{MS_1}' 、 W_{MS_2}' 、 W_{MS_3}' 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的卷积核； $h(MS_0)$ 、 $h(MS_1)$ 、 $h(MS_2)$ 、 $h(MS_3)$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的跳跃连接部分； $F(MS_0, W_{MS_0})$ 、 $F(MS_1, W_{MS_1})$ 、 $F(MS_2, W_{MS_2})$ 、 $F(MS_3, W_{MS_3})$ 分别表示分布式残差融合模型第2个支路的第一、二、三、四层多光谱图像残差模块中的残差部分。

[0068] 将训练集的全色图像和多光谱图像进行通道拼接后输入第3个支路的第一层卷积融合模块,获得第一尺度融合结果,第一层卷积融合模型使用3层 $1 \times 1 \times 32$ 卷积核,所述第一层卷积融合模型通过下式表示: $MSP_1 = F_{MP}(MS_0 \oplus PAN_0, W_{MSP0})$;

[0069] 将第一尺度全色图像特征、第一尺度多光谱图像特征与第一尺度融合结果进行通道拼接后输入第二层卷积融合模块,获得第二尺度融合结果,所述第二层卷积融合模块使用3层 $1 \times 1 \times 64$ 卷积核,所述第二层卷积融合模块通过下式表示:

$$MSP_2 = F_{MP}(MS_1 \oplus PAN_1 \oplus MSP_1, W_{MSP1}) ;$$

[0070] 第二尺度全色图像特征、第二尺度多光谱图像特征与第二尺度融合结果进行通道拼接后输入第三层卷积融合模块,获得第三尺度融合结果,所述第三层卷积融合模块使用3层 $1 \times 1 \times 128$ 卷积核,所述第三层卷积融合模块通过下式表示:

$$MSP_3 = F_{MP}(MS_2 \oplus PAN_2 \oplus MSP_2, W_{MSP2}) ;$$

[0071] 将第三尺度全色图像特征、第三尺度多光谱图像特征与第三尺度融合结果进行通道拼接后输入第四层卷积融合模块,获得第四尺度融合结果,所述第四层卷积融合模块使用3层 $1 \times 1 \times 256$ 卷积核,所述第四层卷积融合模块通过下式表示:

$$MSP_4 = F_{MP}(MS_3 \oplus PAN_3 \oplus MSP_3, W_{MSP3}) ;$$

[0072] 将第四尺度全色图像特征、第四尺度多光谱图像特征与第四尺度融合结果进行通道拼接后输入到最后一层卷积融合模块,最后一层卷积融合模块使用1层 $1 \times 1 \times 3$ 卷积核图像融合,其具体表示为 $FMSP = F_{MP}(MS_4 \oplus PAN_4 \oplus MSP_4, W_{MSP4})$,从而获得最终的融合图像。

[0073] 式中, MSP_1 、 MSP_2 、 MSP_3 、 $FMSP$ 分别是分布式残差模型的融合支路不同层级的融合结果; W_{MSP0} 、 W_{MSP1} 、 W_{MSP2} 、 W_{MSP3} 、 W_{MSP4} 分别表示分布式残差模型的融合支路第一、二、三、四、五层的卷积核; F_{MP} 是融合规则; \oplus 表示拼接操作。

[0074] 进一步的,将标签多光谱图像与融合的多光谱图像进行对比,使用损失函数

$$L_F = \frac{1}{m} \sum_i^m \left\| HM^{(i)} - F(MS^{(i)}, PAN^{(i)}, W) \right\|^2$$

进行计算,训练过程中使用Adam Optimizer对损失函数进行优化,当损失函数最小时,所获得的融合图像即为最优融合图像,其分布式残差融合模型也训练完毕,并获得了最优训练效果。

[0075] 式中, i 表示第*i*个样本, m 是样本个数, $HM^{(i)}$ 是第*i*个样本的理想融合结果(标签), $F(MS^{(i)}, PAN^{(i)}, W)$ 表示第*i*个样本的融合结果。

[0076] 步骤104:将降分辨率的仿真测试集、全分辨率的全色图像和多光谱图像输入到训练好的分布式残差融合模型,分别得到全分辨率的全色锐化图像以及高分辨率的全色锐化

图像。并对融合结果进行主观评价,以及使用客观指标对融合结果进行客观评价。

[0077] 本发明的效果可通过以下对比实验说明,具体如下:采用Landsat-7卫星传感器在2000年11月8号获取的海南省海口市靠近南海的遥感图像。其中多光谱图像空间分辨率是30米,像素大小是 600×600 ;对应的全色图像分辨率是15米,像素大小是 1200×1200 。按照Wald准则对空间分辨率15米全色图像和空间分辨率30米多光谱图像以2倍因子进行下采样操作获得30米全色和60米多光谱仿真图像。分别使用6种方法分别为:Brovey、GS、SFIM、IFCNN、PNN、DRPNN与本发明基于残差网络的分布式融合方法进行对比。其中降分辨率数据的融合结果指标分析如表1。

[0078] 表1

[0079]

	CC	RMSE	SSIM	UIQI	SAM	ERGAS
Brovey	0.8819	0.0793	0.8926	0.8815	9.2119	9.9810
GS	0.7942	0.1824	0.8010	0.7939	19.0672	23.6314
SFIM	0.8948	0.0406	0.8924	0.8944	5.2782	5.1774
IFCNN	0.8427	0.1527	0.8320	0.8417	17.8146	19.9831
PNN	0.8942	0.0419	0.9071	0.8932	5.7434	5.1783
DRPNN	0.9437	0.0384	0.9224	0.9421	5.1820	4.7071
Proposed	0.9662	0.0362	0.9279	0.9658	4.7233	4.3570

[0080] 从表1的6个客观评价指标数据可以看出,本发明提出的基于残差网络的分布式融合方法效果是比较好的。本发明提出的基于残差网络的分布式融合方法能更大程度提高分辨率的同时保留光谱信息,减小光谱失真和空间失真。

[0081] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明保护的范围之内。

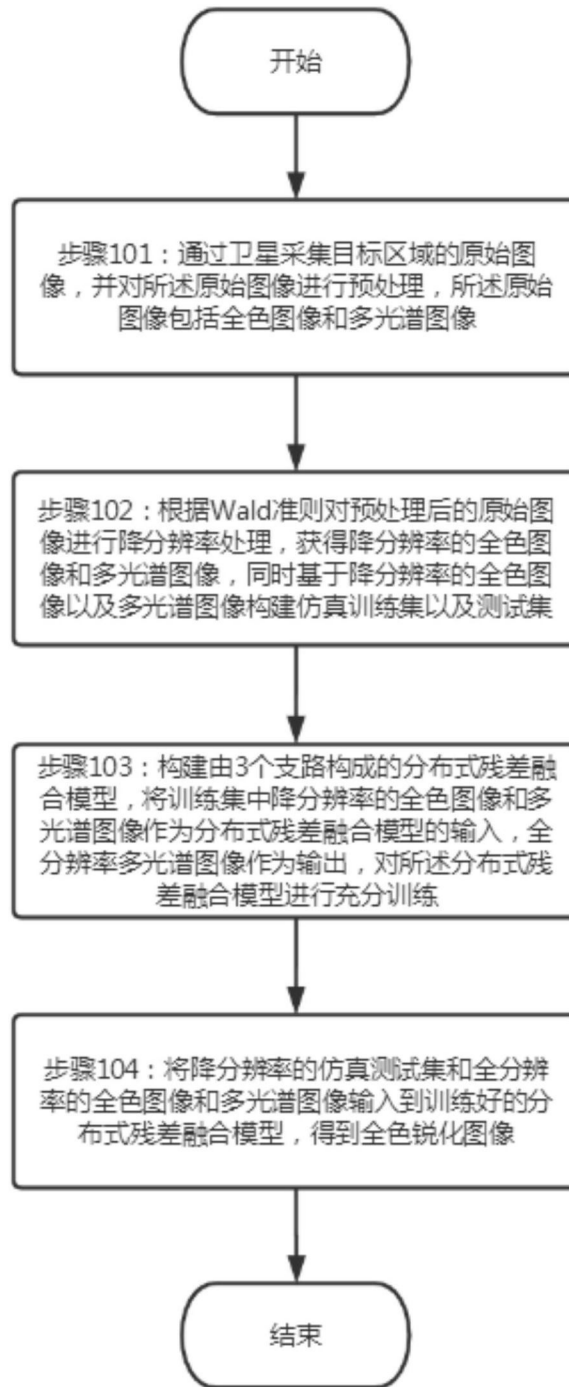


图1

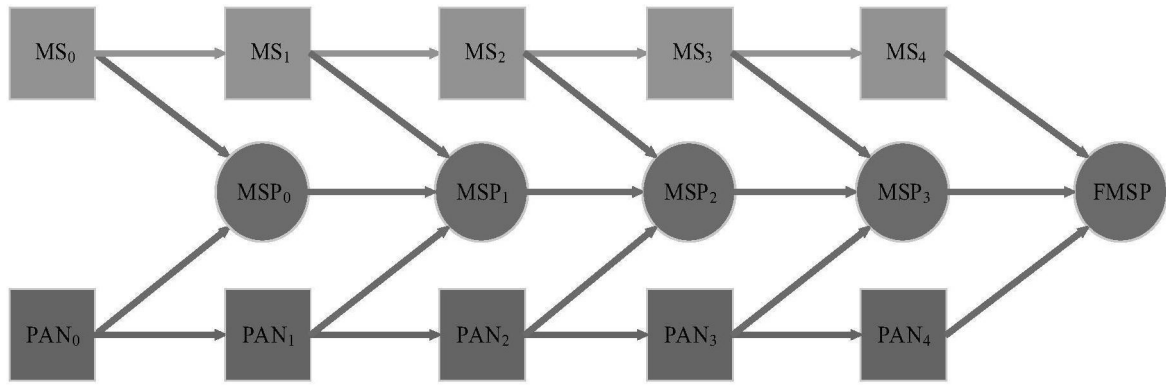


图2