



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110415199 B

(45) 授权公告日 2021. 10. 19

(21) 申请号 201910681109.9

G06N 3/04 (2006.01)

(22) 申请日 2019.07.26

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 108960345 A, 2018.12.07

申请公布号 CN 110415199 A

US 2017235996 A1, 2017.08.17

CN 104112263 A, 2014.10.22

(43) 申请公布日 2019.11.05

谷志鹏等. 耦合边缘检测与优化的多尺度遥感图像融合法.《计算机工程与应用》.2017, (第

(73) 专利权人 河海大学

11期), 全文.

地址 210000 江苏省南京市鼓楼区西康路
一号

审查员 郭鸽

(72) 发明人 李鑫 许峰 吕鑫

(74) 专利代理机构 南京苏高专利商标事务所

(普通合伙) 32204

代理人 冯艳芬

(51) Int. Cl.

G06T 5/50 (2006.01)

G06T 5/00 (2006.01)

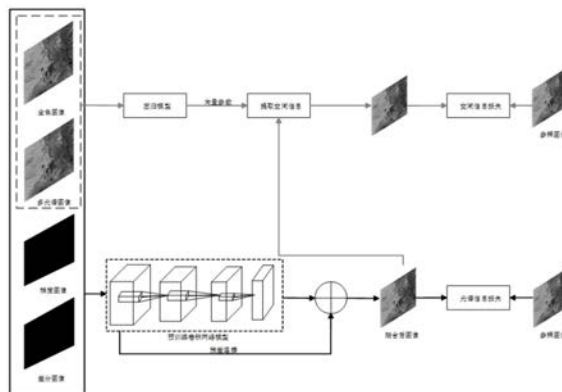
权利要求书1页 说明书4页 附图3页

(54) 发明名称

基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法及装置,方法包括:(1)获取若干原始多光谱遥感图像 I_{MS} 和对应的原始全色波段遥感图像 I_{PAN} ; (2)计算得到 I_{MS} 的插值图像 I_{MSI} 、 I_{PAN} 的梯度图像 G_{PAN} 以及差分图像 D_{PAN} ; (3)构建卷积神经网络融合模型,包括从依次连接的特征提取层、非线性映射层、残差图像重建层和输出层,并将 $I=[I_{MSI}, I_{PAN}, G_{PAN}, D_{PAN}]$ 作为输入进行训练,训练时采用的损失函数为引入残差学习的均方误差函数; (4)将待融合的多光谱遥感图像 I'_{MSRI} 和对应的原始全色波段遥感图像 I'_{PAN} 处理得到对应的数据 $[I'_{MSI}, I'_{PAN}, G'_{PAN}, D'_{PAN}]$,并输入训练好的卷积神经网络融合模型,输出即为融合后的图像。本发明融合速度快,融合图像的光谱和空间质量也更高。



1. 一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法,其特征在于该方法包括:

(1) 获取若干原始多光谱遥感图像 I_{MS} 和对应的原始全色波段遥感图像 I_{PAN} ;

(2) 将原始多光谱遥感图像 I_{MS} 进行插值处理,得到插值遥感图像 I_{MSI} ,并计算得到原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 的梯度图像 G_{PAN} ,以及将原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 处理到预设的低分辨率图像 I_{LPAN} 后进行差分,得到差分图像 D_{PAN} ;

(3) 构建卷积神经网络融合模型,包括从依次连接的特征提取层、非线性映射层、残差图像重建层和输出层,并将 $I = [I_{MSI}, I_{PAN}, G_{PAN}, D_{PAN}]$ 作为样本数据输入,对卷积神经网络融合模型进行训练,训练时采用的损失函数为引入残差学习的均方误差函数,当损失函数达到收敛且稳定在全局最小值时,卷积神经网络融合模型训练完成;

(4) 将待融合的多光谱遥感图像 I'_{MSRI} 和对应的原始全色波段遥感图像 I'_{PAN} 按照步骤(2)处理得到对应的数据 $[I'_{MSI}, I'_{PAN}, G'_{PAN}, D'_{PAN}]$,并输入训练好的卷积神经网络融合模型,输出即为融合后的图像。

2. 根据权利要求1所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法,其特征在于:步骤

(3)中构建的卷积神经网络融合模型具体为:

特征提取层: $Layer_1 = \max(0, W_1 * I + B_1)$

非线性映射层: $Layer_2 = \max(0, W_2 * Layer_1 + B_2)$

残差图像重建层: $Layer_3 = W_3 * Layer_2 + B_3$

输出层: $I_{out} = W_4 * [I + Layer_3] + B_4$

式中, W_1, W_2, W_3, W_4 是对应层的卷积核, B_1, B_2, B_3, B_4 为对应层的偏置向量,*表示卷积操作。

3. 根据权利要求2所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法,其特征在于:所述卷积核函数为线性整流函数ReLU。

4. 根据权利要求2所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法,其特征在于:步骤(3)中损失函数具体为:

$$L(\Theta) = \frac{1}{n_t} \left(\sum_{i=1}^{n_t} \|I_{MS}^{rc} - I_{MS(i)}^O\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^{n_t} \left\| \beta_0 + \sum_{j=1}^{n_b} I_{MS}^{rc} \beta_j - I_{PAN(i)}^O \right\|_2^2 \right)$$

式中, $L(\Theta)$ 表示损失函数, $\Theta = \{W_1, W_2, W_3, W_4, B_1, B_2, B_3, B_4\}$, $I_{MS}^{rc} = F(I_{MS(i)}, I_{PAN(i)}, G_{PAN(i)}, D_{PAN(i)}; \Theta)$, $F()$ 表示卷积神经网络融合模型的输出,下标(i)表示对应数据经过分块操作后得到的第i个图像块, n_t 为分块得到的图像块数量, λ 为平衡参数, $I_{MS(i)}^O$ 、 $I_{PAN(i)}^O$ 分别表示融合后图像的光谱信息、空间信息, n_b 为波段数量, β_0, β_j 为拟合矩阵,该拟合矩阵通过下式得到:

$$I_{PAN} = \beta_0 + \sum_{j=1}^{n_b} I_{MS,j} \beta_j + \varepsilon$$

式中, $I_{MS,j}$ 为 I_{MS} 的第j个波段, ε 表示噪声。

5. 一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合装置,包括处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现权利要求1-4中任意一项所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法。

基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及图像融合技术,尤其涉及一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法及装置。

背景技术

[0002] 随着遥感技术的进一步发展,遥感图像在农业生产、环境监测、和地质勘察等领域都有着广泛的应用。然而在实际生产应用中,受限于遥感设备的结构限制,同时具有高空间分辨率和光谱分辨率的遥感图像难以直接获取。针对此问题,当前卫星承载的遥感图像获取设备往往具有两种不同的传感器,可以分别获取两种遥感图像:即高空间分辨率的全色遥感图像和多光谱遥感图像。利用多光谱遥感图像融合技术,将全色遥感图像与多光谱遥感图像进行有效融合,能够最终获取兼具高空间分辨率和多光谱信息的遥感图像,此方法也称为遥感图像全色锐化。

[0003] 目前,遥感图像全色锐化主要分为以下几类:1)成分替代法(CS,Component Substitution),此类方法主要思想在于将全色波段图像中的高清晰度空间结构信息提取出来并替换经过上采样获取的多光谱分量中相对应的信息成分,从而得到在空间域与光谱域更为清晰的遥感图像数据。该类方法运算速度快,但是光谱失真严重。2)多分辨率分析法(MRA,Multi-resolution Analysis),此类方法首先提取全色波段图像中详细的空间结构信息,然后将其注入重采样的多光谱分量。主要利用小波变换、高通滤波等方法,尽管光谱失真现象得以改善,但是该类方法在光谱保真度上仍存在一定局限性。3)混合方法,主要通过结合不同方法的思想,以CS和MRA结合为例的导向滤波主成分分析方法,虽然能结合不同方法的优点,但是方法局限性较为明显,性能无法提高。4)贝叶斯方法,此类方法基于贝叶斯理论,引入正则先验并利用最大后验概率来求解问题。以变分方法为例,对光谱失真现象有很好的改进,但是耗时大大增加且对数据特征具有较强依赖性。5)基于神经网络的方法,此类方法主要利用计算机视觉和深度学习的相关算法解决图像融合问题。在数据充足的情况下,该类方法的表现往往最好,在数据不足的情况下也能达到较好的效果。能够在保证较高光谱保真度的前提下实现多光谱图像融合。

发明内容

[0004] 发明目的:本发明针对现有技术存在的问题,提供一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法集装置,融合速度快,融合图像的光谱和空间质量也更高。

[0005] 技术方案:本发明所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法包括:

[0006] (1) 获取若干原始多光谱遥感图像 I_{MS} 和对应的原始全色波段遥感图像 I_{PAN} ;

[0007] (2) 将原始多光谱遥感图像 I_{MS} 进行插值处理,得到插值遥感图像 I_{MSI} ,并计算得到原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 的梯度图像 G_{PAN} ,以及将原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 处理到预设的低分辨率图像 I_{LPAN} 后进行差分,得到差分图像 D_{PAN} ;

[0008] (3) 构建卷积神经网络融合模型,包括从依次连接的特征提取层、非线性映射层、

残差图像重建层和输出层,并将 $I = [I_{MSI}, I_{PAN}, G_{PAN}, D_{PAN}]$ 作为样本数据输入,对卷积神经网络融合模型进行训练,训练时采用的损失函数为引入残差学习的均方误差函数,当损失函数达到收敛且稳定在全局最小值时,卷积神经网络融合模型训练完成;

[0009] (4) 将待融合的多光谱遥感图像 I'_{MSRI} 和对应的原始全色波段遥感图像 I'_{PAN} 按照步骤(2)处理得到对应的数据 $[I'_{MSI}, I'_{PAN}, G'_{PAN}, D'_{PAN}]$,并输入训练好的卷积神经网络融合模型,输出即为融合后的图像。

[0010] 进一步的,步骤(3)中构建的卷积神经网络融合模型具体为:

[0011] 特征提取层: $Layer_1 = \max(0, W_1 * I + B_1)$

[0012] 非线性映射层: $Layer_2 = \max(0, W_2 * Layer_1 + B_2)$

[0013] 残差图像重建层: $Layer_3 = W_3 * Layer_2 + B_3$

[0014] 输出层: $I_{out} = W_4 * [I + Layer_3] + B_4$

[0015] 式中, W_1, W_2, W_3, W_4 是对应层的卷积核, B_1, B_2, B_3, B_4 为对应层的偏置向量。所述卷积核函数为线性整流函数ReLU。

[0016] 进一步的,步骤(3)中损失函数具体为:

$$[0017] \quad L(\Theta) = \frac{1}{n_t} \left(\sum_{i=1}^{n_t} \|I_{MS}^{rct} - I_{MS(i)}^O\|_2^2 \right) + \lambda \sum_{i=1}^{n_t} \left\| \beta_0 + \sum_{j=1}^{n_b} I_{MS}^{rct} \beta_j - I_{PAN(i)}^O \right\|_2^2$$

[0018] 式中, $L(\Theta)$ 表示损失函数, $\Theta = \{W_1, W_2, W_3, W_4, B_1, B_2, B_3, B_4\}$, $I_{MS}^{rct} = F(I_{MS(i)}, I_{PAN(i)}, G_{PAN(i)}, D_{PAN(i)}; \Theta)$, $F()$ 表示卷积神经网络融合模型的输出,下标(i)表示对应数据经过分块操作后得到的第i个图像块, n_t 为分块得到的图像块数量, λ 为平衡参数, $I_{MS(i)}^O$ 、 $I_{PAN(i)}^O$ 分别表示融合后图像的光谱信息、空间信息, n_b 为波段数量, β_j 为拟合矩阵。

[0019] 本发明所述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合装置,包括处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现上述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法。

[0020] 有益效果:本发明与现有技术相比,其显著优点是:

[0021] 1、本发明提出的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法是对已有传统方法的深入探索,减少了大量繁琐的处理步骤,实现了端到端的处理模式,对低分辨率多光谱遥感图像和全色波段图像的空间细节和光谱信息同时进行学习,直接融合形成高分辨率多光谱遥感图像,大幅提升该模型的性能。

[0022] 2、本发明利用多分辨率分析法和成分替代法中的思想,结合残差连接形成残差图像以实现对融合结果误差的准确估计,对模型实现快速和准确的参数调优。不仅能减少模型训练时间,降低迭代次数,而且提升融合图像的光谱和空间质量。

附图说明

[0023] 图1是本发明提供的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法的一个实施例的结构图;

[0024] 图2是本发明提供的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法的一个实施例的流程示意图;

[0025] 图3是高分1号实验数据及结果示意图;

[0026] 图4是高分2号实验数据及结果示意图。

具体实施方式

[0027] 本实施例提供了一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法,如图1和图2所示,包括:

[0028] (1) 获取若干原始多光谱遥感图像 I_{MS} 和对应的原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 。

[0029] (2) 将原始多光谱遥感图像 I_{MS} 进行插值处理,得到插值遥感图像 I_{MSI} ,并计算得到原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 的梯度图像 G_{PAN} ,以及将原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 处理到预设的低分辨率图像 I_{LPAN} 后进行差分,得到差分图像 D_{PAN} 。

[0030] 其中,插值遥感图像 I_{MSI} 的插值方法不限,现有的各种插值方法均可实现本发明中的功能,低分辨率图像 I_{LPAN} 具体为分辨率低于预设阈值的图像,且低分辨率图像 I_{LPAN} 的分辨率低于原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 的分辨率,差分图像 D_{PAN} 为低分辨率图像 I_{LPAN} 与原始全色波段遥感图像 I_{PAN} 之间差分得到的图像。

[0031] (3) 构建卷积神经网络融合模型,包括从依次连接的特征提取层、非线性映射层、残差图像重建层和输出层,并将 $I = [I_{MSI}, I_{PAN}, G_{PAN}, D_{PAN}]$ 作为样本数据输入,对卷积神经网络融合模型进行训练,训练时采用的损失函数为引入残差学习的均方误差函数,当损失函数达到收敛且稳定在全局最小值时,卷积神经网络融合模型训练完成。

[0032] 其中,构建的卷积神经网络融合模型具体为:

[0033] 特征提取层: $Layer_1 = \max(0, W_1 * I + B_1)$

[0034] 非线性映射层: $Layer_2 = \max(0, W_2 * Layer_1 + B_2)$

[0035] 残差图像重建层: $Layer_3 = W_3 * Layer_2 + B_3$

[0036] 输出层: $I_{out} = W_4 * [I + Layer_3] + B_4$

[0037] 式中, W_1, W_2, W_3, W_4 是对应层的卷积核, B_1, B_2, B_3, B_4 为对应层的偏置向量。所述卷积核函数为线性整流函数ReLU,即 $Y = \max(0, X)$,其中X和Y分别表示神经元的输入与输出。

[0038] 其中,损失函数具体为:

$$[0039] \quad L(\Theta) = \frac{1}{n_t} \left(\sum_{i=1}^{n_t} \|I_{MS}^{rect} - I_{MS(i)}^O\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^{n_t} \left\| \beta_0 + \sum_{j=1}^{n_b} I_{MS}^{rect} \beta_j - I_{PAN(i)}^O \right\|_2^2 \right)$$

[0040] 式中, $L(\Theta)$ 表示损失函数, $\Theta = \{W_1, W_2, W_3, W_4, B_1, B_2, B_3, B_4\}$, $I_{MS}^{rect} = F(I_{MS(i)}, I_{PAN(i)}, G_{PAN(i)}, D_{PAN(i)}; \Theta)$, $F()$ 表示卷积神经网络融合模型的输出,下标(i)表示对应数据经过分块操作后得到的第i个图像块, n_t 为分块得到的图像块数量, λ 为平衡参数, $I_{MS(i)}^O$ 、 $I_{PAN(i)}^O$ 分别表示融合后图像的光谱信息、空间信息, n_b 为波段数量, β_j 为拟合矩阵,该拟合矩阵通过下式得到:

$$[0041] \quad I_{PAN} = \beta_0 + \sum_{j=1}^{n_b} I_{MS,j} \beta_j + \varepsilon$$

[0042] 式中, β_0, β_j 为拟合矩阵, $I_{MS,j}$ 为 I_{MS} 的第j个波段, ε 表示噪声。

[0043] (4) 将待融合的多光谱遥感图像 I'_{MSRI} 和对应的原始全色波段遥感图像 I'_{PAN} 按照步骤(2)处理得到对应的数据 $[I'_{MSI}, I'_{PAN}, G'_{PAN}, D'_{PAN}]$,并输入训练好的卷积神经网络融合模型,输出即为融合后的图像。

[0044] 本实施例还提供了一种基于残差学习的多光谱遥感图像融合装置,包括处理器及

存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现上述的基于残差学习的多光谱遥感图像融合方法。

[0045] 下面对本发明进行实验,实验采用两类数据,高分1号陆地资源卫星8m精度多光谱遥感图像和2m精度全色波段遥感图像,高分2号陆地资源卫星3.2m精度多光谱遥感图像和0.8m精度全色波段遥感图像,相较于IKONOS、Google Eyes等具有一定区别;由于原始遥感图像尺寸过大,在进行模型训练和处理时划分为小块数据进行计算。采用待融合的一组高分1号和一组高分2号卫星遥感数据进行融合实验,分别从整幅图像中剪裁相对应的图像块用来测试。对于高分1号数据,全色遥感图像尺寸为1280*1280,分辨率为2m,多光谱遥感图像为四波段,尺寸为320*320,分辨率为8m;对于高分2号数据,全色遥感图像尺寸为1280*1280,分辨率为1m,多光谱遥感图像为四波段,尺寸为320*320,分辨率为4m,最终融合数据和结果如图3和图4所示。

[0046] 以上所揭露的仅为本发明一种较佳实施例而已,不能以此来限定本发明之权利范围,因此依本发明权利要求所作的等同变化,仍属本发明所涵盖的范围。

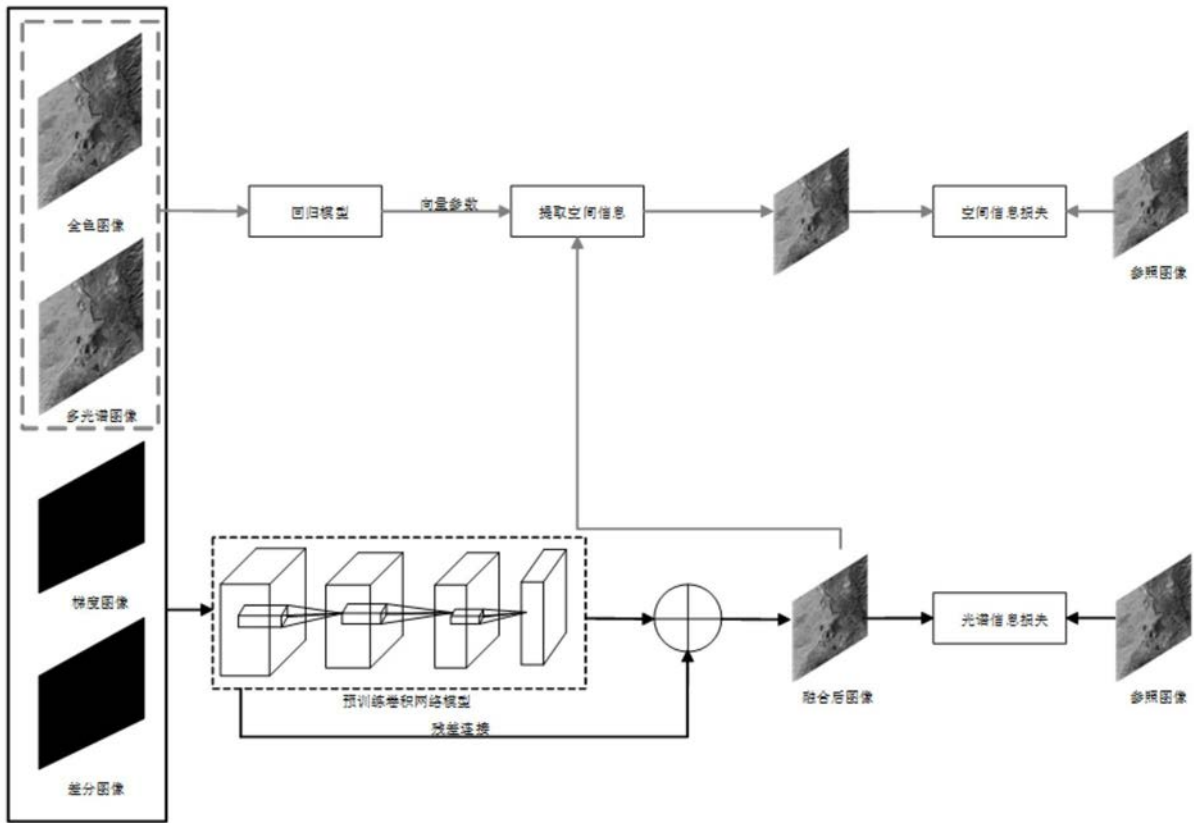


图1

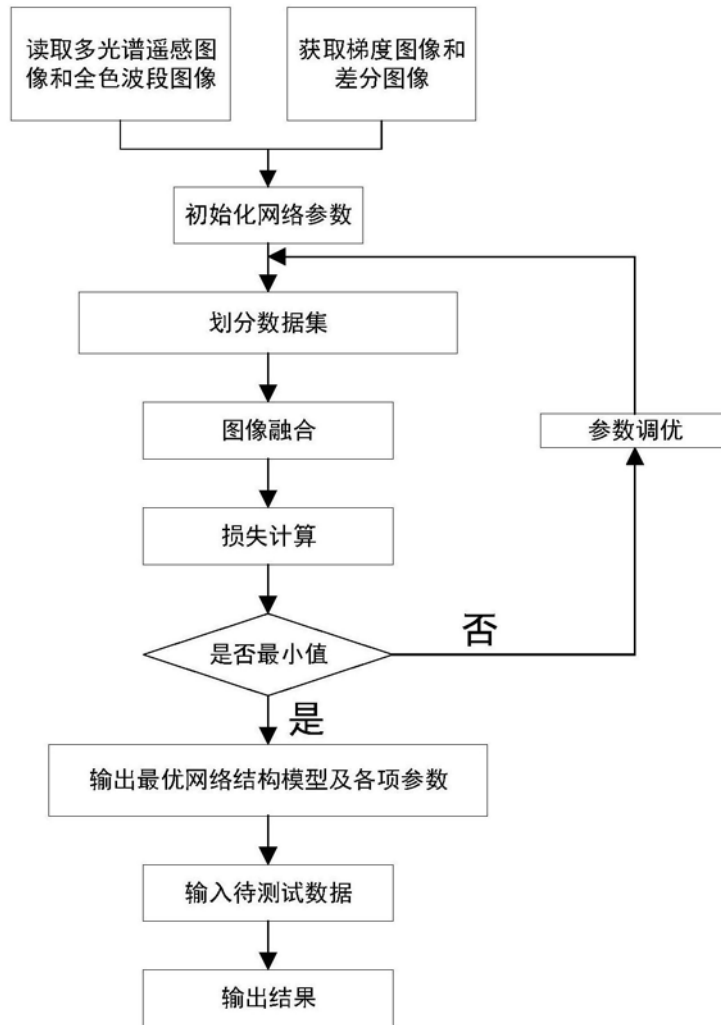


图2

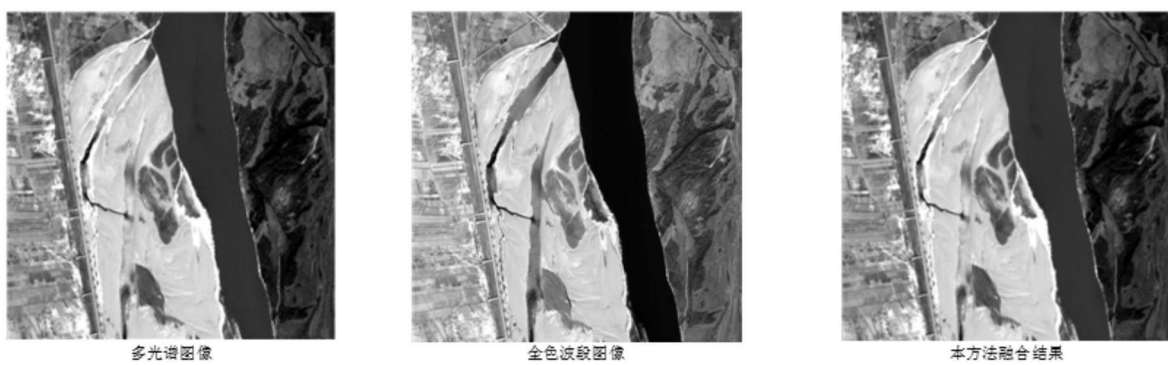


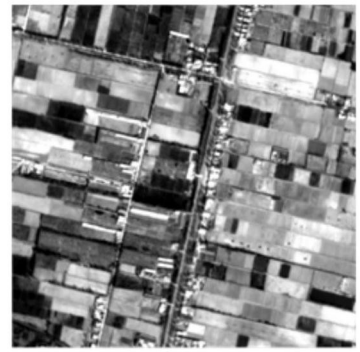
图3



多光谱图像



全色波段图像



本方法融合结果

图4