



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112017135 B

(45) 授权公告日 2021.09.21

(21) 申请号 202010671487.1

(22) 申请日 2020.07.13

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 112017135 A

(43) 申请公布日 2020.12.01

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518000 广东省深圳市南山区粤海街

道高新技术产业园南区粤兴一道18号

香港理工大学产学研大楼205室

(72) 发明人 史文中 郭迪洲

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事

务所(普通合伙) 44268

代理人 朱阳波

(51) Int. Cl.

G06T 5/50 (2006.01)

(续)

(56) 对比文件

CN 105046648 A, 2015.11.11

CN 104715467 A, 2015.06.17

CN 104867150 A, 2015.08.26

CN 106384340 A, 2017.02.08

CN 110232302 A, 2019.09.13

CN 108629760 A, 2018.10.09

CN 111401644 A, 2020.07.10

CN 107463949 A, 2017.12.12

CN 101719979 A, 2010.06.02

CN 102970528 A, 2013.03.13

CN 109285133 A, 2019.01.29

US 2010008461 A1, 2010.01.14

US 7835261 B2, 2010.11.16

EP 3620990 A1, 2020.03.11

US 10621779 B1, 2020.04.14

US 7558771 B2, 2009.07.07

Dizhou Guo等.FSDAF 2.0: Improving the performance of retrieving land cover changes and preserving spatial details.《Remote Sensing of Environment》.2020,

审查员 张俊

权利要求书3页 说明书13页 附图4页

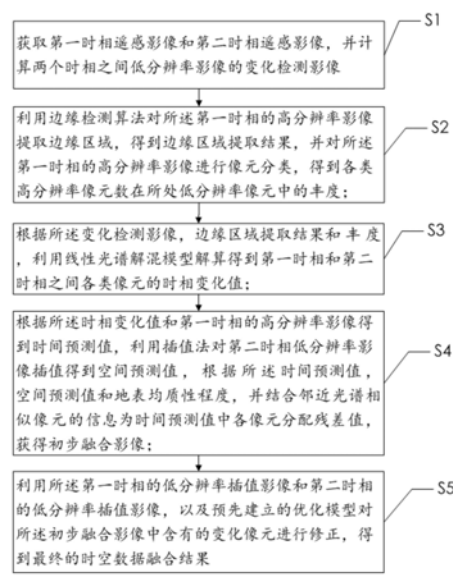
(54) 发明名称

一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备

(57) 摘要

本发明提出了一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备,通过两个时相低分辨率遥感影像计算获得变化检测影像;提取第一时相的高分辨率影像的边缘区域,计算各类高分辨率像元数对应的丰度;根据边缘区域的提取结果和丰度计算各类像元的时相变化值;计算时间预测值和空间预测值;根据地表均质性程度、时间预测值和空间预测值,结合邻域信息分配残差值从而获得初步融合影像;利用建立的优化模型对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到时空数据融合结果。本实施例所述的方法,综合考虑了不同变化检测算法在不同场景下的适用性,提升融合的整体光谱精度并保留更多的空间细节信息,可以获取到更好的时空数据融合结

果。



CN 112017135 B

[接上页]

(51) Int.Cl.

G06T 7/12 (2017.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06T 7/11 (2017.01)

1. 一种遥感影像数据时空融合的方法,其特征在于,包括:

获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像,并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像;

利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;

根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值,并根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;

根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息为所述时间预测值中各像元分配残差值,获得初步融合影像;

利用所述第一时相的低分辨率影像、第二时相的低分辨率影像以及所述第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果;

根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值的步骤包括:

选取各个像元类中拥有最大丰度的多个低分辨率像元,并结合所述变化检测影像和边缘区域提取结果从所述多个低分辨率像元中筛选出目标低分辨率像元;

利用约束最小二乘法建立光谱线性解混模型,将所述目标低分辨率像元代入所述光谱线性解混模型,解算得到各类像元在第一时相和第二时相之间产生的平均时相变化值;

根据移动窗口中任意一个像素与中心像素是否同类,以及所述移动窗口中一个低分辨率像元中高分辨率像元的数量计算地表均质性指数;

根据第一时相的高分辨率影像和两个时相中各类像元的平均变化值,计算时间预测值;

以所述第二时相的低分辨率影像对应的第二插值影像作为空间预测值;

根据时间预测值,空间预测值和地表均质性指数,并结合光谱相似相邻像元的信息为所述时间预测值中各像元分配残差值,得到初步时空融合结果;

获取第一时相的低分辨率影像的第一插值影像与所述第一时相的高分辨率影像之间的差值;根据所述差值、所述差值的差值均值和所述差值的标准差,计算出相似性指数,其中,所述相似性指数为第一插值影像与真实影像之间的光谱相似程度;

利用均质性指数来描述所述第一时相的高分辨率影像的均质性指数;

根据所述第一时相的低分辨率影像在目标波段的标准差和所述第二时相的低分辨率影像在目标波段的标准差,计算一致性指数;

根据所述相似性指数、均质性指数和一致性指数,以及预先建立的优化模型对所述初步时空融合结构中的变化像元优化,得到最终融合影像;

其中,目标波段 b ,变化像元 (x_{ij}, y_{ij}) 的优化模型:

$$F_{final}(x_{ij}, y_{ij}, b) = [1 - TRC(x_{ij}, y_{ij}, b)] \times \widehat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b) + TRC(x_{ij}, y_{ij}, b) \times F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b);$$

其中, $TRC(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为薄板样条可靠性系数, 其为相似性指数、均质性指数和一致性指数的乘积, $\widehat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为初步时空融合值, $F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为第二时相的低分辨率插值影像。

2. 根据权利要求1所述的遥感影像数据时空融合的方法, 其特征在于, 所述获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像, 并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像的步骤包括:

分别获取第一时相的高分辨率影像和低分辨率影像, 以及第二时相的低分辨率影像;

计算所述第一时相的低分辨率影像和所述第二时相的低分辨率影像之间的差分影像, 并根据所述差分影像确定变化阈值;

利用薄板样条插值算法生成第一时相的低分辨率影像对应的第一插值影像和所述第二时相的低分辨率影像对应的第二插值影像;

利用影像差值法计算所述第一插值影像和第二插值影像之间的差分影像;

将所述变化阈值代入所述差分影像, 得到所述变化检测影像。

3. 根据权利要求1所述的遥感影像数据时空融合的方法, 其特征在于, 利用边缘检测算法对所述第一时相的高分辨率影像提取边缘区域, 得到边缘区域提取结果, 并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类, 得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度的步骤包括:

利用索贝尔算子提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域;

利用迭代自组织数据分析算法对所述第一时相的高分辨率影像中含有的像元进行分类, 得到分类结果;

根据分类结果, 计算各类高分辨率像元在各自所处低分辨率像元中的丰度。

4. 根据权利要求1所述的遥感影像数据时空融合的方法, 其特征在于, 所述根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值的步骤包括:

将各类像元的平均时相变化值分配至相同类别的第一时相的高分辨率像元, 得到时间预测值。

5. 一种遥感影像数据时空融合的系统, 其特征在于, 包括:

变化检测模块, 用于获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像, 并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像;

边缘检测与丰度计算模块, 用于利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域, 得到边缘区域提取结果, 并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类, 得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;

空间和时间预测模块, 用于根据所述变化检测影像, 边缘区域提取结果和所述丰度, 利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值, 并根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值, 以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;

初步融合模块, 用于根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值, 并结合

邻域信息为时间预测值中各像元分配残差值,获得初步融合影像;

优化修正模块,用于利用所述第一时相的低分辨率影像、第二时相的低分辨率影像以及所述第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果;

所述空间和时间预测模块,还用于选取各个像元类中拥有最大丰度的多个低分辨率像元,并结合所述变化检测影像和边缘区域提取结果从所述多个低分辨率像元中筛选出目标低分辨率像元;

利用约束最小二乘法建立光谱线性解混模型,将所述目标低分辨率像元代入所述光谱线性解混模型,解算得到各类像元在第一时相和第二时相之间产生的平均时相变化值;

根据移动窗口中任意一个像素与中心像素是否同类,以及所述移动窗口中一个低分辨率像元中高分辨率像元的数量计算地表均质性指数;

根据第一时相的高分辨率影像和两个时相中各类像元的平均变化值,计算时间预测值;

以所述第二时相的低分辨率影像对应的第二插值影像作为空间预测值 ;

根据时间预测值,空间预测值和地表均质性指数,并结合光谱相似相邻像元的信息为所述时间预测值中各像元分配残差值,得到初步时空融合结果;

获取第一时相的低分辨率影像的第一插值影像与所述第一时相的高分辨率影像之间的差值;根据所述差值、所述差值的差值均值和所述差值的标准差,计算出相似性指数,其中,所述相似性指数为第一插值影像与真实影像之间的光谱相似程度;

利用均质性指数来描述所述第一时相的高分辨率影像的均质性指数;

根据所述第一时相的低分辨率影像在目标波段的标准差和所述第二时相的低分辨率影像在目标波段的标准差,计算一致性指数;

根据所述相似性指数、均质性指数和一致性指数,以及预先建立的优化模型对所述初步时空融合结构中的变化像元优化,得到最终融合影像;

其中,目标波段 b ,变化像元 (x_{ij}, y_{ij}) 的优化模型:

$$F_{final}(x_{ij}, y_{ij}, b) =$$

$$[1 - TRC(x_{ij}, y_{ij}, b)] \times \widehat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b) + TRC(x_{ij}, y_{ij}, b) \times F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b);$$

其中, $TRC(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为薄板样条可靠性系数,其为相似性指数、均质性指数和一致性指数的乘积, $\widehat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为初步时空融合值, $F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为第二时相的低分辨率插值影像。

6. 一种信息处理设备,其特征在于,包括处理器、与处理器通信连接的存储介质,所述存储介质适于存储多条指令;所述处理器适于调用所述存储介质中的指令,以执行实现上述权利要求1-4任一项所述的遥感影像数据时空融合方法的步骤。

7. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现如权利要求1-4任一项所述的遥感影像数据时空融合方法的步骤。

一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备

技术领域

[0001] 本发明涉及遥感技术领域,尤其涉及一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备。

背景技术

[0002] 获得高时空分辨率遥感影像对密集时间序列地表观测研究具有重要意义。现有的时空融合方法都存在各自的优点与问题,其中存在以下两个典型问题:

[0003] 1) 现有的大多数时空融合算法建立在假设两时相间地物类别未产生变化,因此大多算法在面对地物类型变化情况往往失效,缺少对地物类别变化的判断机制限制了时空融合算法的应用场景,在实际应用中无法判断融合图像的可靠性。

[0004] 2) 当前的时空融合算法面对异质型、突变型、均质型三种不同的地表景观,采用不同的时空融合算法得到的结果差异性很大,无法保证鲁棒性和可靠性的同时准确预测所有情景下的遥感图像。

[0005] 因此,现有技术有待于进一步的改进。

发明内容

[0006] 鉴于现有技术的不足,本发明目的在于提供一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备,提高时空融合算法在复原两时相类别变化区域的影像的能力,增强融合算法的可靠性和稳定性,以实现准确预测出融合影像。

[0007] 本发明的技术方案如下:

[0008] 第一方面,本实施例公开了一种遥感影像数据时空融合的方法,其中,包括:

[0009] 获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像,并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像;

[0010] 利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;

[0011] 根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值,并根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;

[0012] 根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息为时间预测值中各像元分配残差值,获得初步融合影像;

[0013] 利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果,得到最终的时空数据融合结果。

[0014] 可选的,所述获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像,并根据两个不同时相的低分辨率影像之间的变化信息,得到两个时相之间的变化检测影像的步骤包括:

[0015] 分别获取第一时相的高分辨率影像和低分辨率影像,以及第二时相的低分辨率影像;

[0016] 计算所述第一时相的低分辨率影像和所述第二时相的低分辨率影像之间的差分影像,并根据所述差分影像确定变化阈值;

[0017] 利用薄板样条插值算法生成第一时相的低分辨率影像对应的第一插值影像和所述第二时相的低分辨率影像对应的第二插值影像;

[0018] 利用影像差值法计算所述第一插值影像和第二插值影像之间的差分影像;

[0019] 将所述变化阈值代入所述差分影像,得到所述变化检测影像。

[0020] 可选的,利用边缘检测算法对所述第一时相的高分辨率影像提取边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度的步骤包括:

[0021] 利用索贝尔算子提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域;

[0022] 利用迭代自组织数据分析算法对所述第一时相的高分辨率影像中含有的像元进行分类,得到分类结果;

[0023] 根据分类结果,计算各类高分辨率像元在各自所处低分辨率像元中的丰度。

[0024] 可选的,所述根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值的步骤包括:

[0025] 选取各个像元类中拥有最大丰度的多个低分辨率像元,并结合所述变化检测影像和边缘区域提取结果从所述多个低分辨率像元中筛选出目标低分辨率像元;

[0026] 利用约束最小二乘法建立光谱线性解混模型,将所述目标低分辨率像元代入所述光谱线性解混模型,解算得到各类像元在第一时相和第二时相之间产生的平均时相变化值。

[0027] 可选的,所述根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值的步骤包括:

[0028] 将各类像元的平均时相变化值分配至相同类别的第一时相的高分辨率像元,得到时间预测值。

[0029] 可选的,所述根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息为所述时间预测值中各像元分配残差值,获得初步融合影像的步骤包括:

[0030] 根据移动窗口中任意一个像素与中心像素是否同类,以及所述移动窗口中一个低分辨率像元中高分辨率像元的数量计算地表均质性指数;

[0031] 根据第一时相的高分辨率影像和两个时相中各类像元的平均变化值,计算时间预测值;

[0032] 所述第二插值影像作为空间预测值;

[0033] 根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息为所述时间预测值中各像元分配残差值,得到初步时空融合结果。

[0034] 可选的,利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初

步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果的步骤包括:

[0035] 获取第一时相的低分辨率影像的第一插值影像与所述第一时相的高分辨率影像之间的差值;

[0036] 根据所述差值、所述差值的差值均值和所述差值的标准差,计算出相似性指数,其中,所述相似性指数为第一插值影像与真实影像之间的光谱相似程度;

[0037] 利用均质性指数来描述所述第一时相的高分辨率影像的均质性指数;

[0038] 根据所述第一时相的低分辨率影像在目标波段的标准差和所述第二时相的低分辨率影像在目标波段的标准差,计算一致性指数;

[0039] 根据所述相似性指数、均质性指数和一致性指数,以及预先建立的优化模型对所述初步时空融合结构中的变化像元优化,得到最终融合影像。

[0040] 第二方面,本实施例提供了一种遥感影像数据时空融合的系统,其中,包括:

[0041] 变化检测模块,用于获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像,并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像;

[0042] 边缘检测与丰度计算模块,用于利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;

[0043] 空间和时间预测模块,用于根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值,并根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;

[0044] 初步融合模块,用于根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,利用邻域信息获得初步融合影像;

[0045] 优化修正模块,用于利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果。

[0046] 第三方面,本实施例提供了一种信息处理设备,其中,包括处理器、与处理器通信连接的存储介质,所述存储介质适于存储多条指令;所述处理器适于调用所述存储介质中的指令,以执行实现上述遥感影像数据时空融合方法的步骤。

[0047] 第四方面,本实施例提供了一种计算机可读存储介质,其中,所述计算机可读存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现如所述的遥感影像数据时空融合方法的步骤。

[0048] 有益效果:本发明提出了一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备,通过两时相低分辨率遥感影像计算获得变化检测影像;提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,计算各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;根据边缘区域的提取结果和所述丰度,以及光谱线性解混模型解算得到各类像元的时相变化值;所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息来分配时间预测值中各像元的残差值,获得初步融合影像;利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第

二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果。本实施例所述的方法,综合考虑了不同变化检测算法在不同场景下的适用性,提升融合的整体光谱精度并保留更多的空间细节信息,可以获取到更好的时空数据融合结果。

附图说明

[0049] 图1是本发明所述遥感影像数据时空融合的方法的步骤流程图;

[0050] 图2是本发明所述步骤S1中的具体步骤流程图;

[0051] 图3是本发明所述方法步骤S2中的具体步骤流程图;

[0052] 图4是本发明所述方法步骤S3中的具体步骤流程图;

[0053] 图5是本发明所述方法步骤S4中的具体步骤流程图;

[0054] 图6是本发明所述方法步骤S5中的具体步骤流程图;

[0055] 图7是本发明实施例中电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0056] 为使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本发明,并不用于限定本发明。

[0057] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本发明的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0058] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0059] 获得高时空分辨率遥感影像对密集时间序列地表观测研究具有重要意义,但受限于传感器技术、资金等因素,当前的遥感卫星只能获取单一的高空间或高时间分辨率影像,针对卫星影像时间-空间分辨率矛盾,多源影像的时空融合是一种灵活可行的解决方案,该技术能结合各影像优势,合成高时空分辨率影像。

[0060] 过去十年中,时空融合技术得到快速发展,作为遥感领域相对较新的研究课题,现有的融合方法都存在各自的优点与问题,其融合算法的发展还未达到成熟的程度,仍然有很多不足,面临诸多挑战,其中存在以下两个典型问题:1) 现有的大多数时空融合算法建立在假设两时相间地物类别未产生变化,因此大多算法在面对地物类型变化情况往往失效,缺少对地物类别变化的判断机制限制了时空融合算法的应用场景,在实际应用中无法判断

融合图像的可靠性。2) 当前无论是基于何种原理或应用的时空融合算法, 都有各自的优点和局限性, 算法的通用性亟待提高, 例如面对异质型、突变型、均质型三种不同的地表景观, 采用不同的时空融合算法得到的结果差异性很大, 如何保证鲁棒性和可靠性的同时准确预测所有情景下的遥感图像, 成为时空融合的一个难点问题。

[0061] 本实施例提供了一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备, 具体提供了一种结合变化检测技术和用于对变化像元进行优化的优化模型的时空数据融合方法, 以提高时空融合算法在复原两时相类别变化区域的影像的能力, 增强融合算法的可靠性和稳定性。

[0062] 下面结合附图和具体实施例, 对本发明所提供的方法、系统及设备做进一步详细的说明。

[0063] 示例性方法

[0064] 本实施例公开了一种遥感影像数据时空融合的方法, 如图1所示, 包括:

[0065] 步骤S1、获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像, 并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像。

[0066] 首先获取两时相的遥感影像, 其中, 第一时相对应的时间与第二时相对应的时间不同。第一时相对遥感影像进行采集时, 同时采集高分辨率影像和低分辨率影像, 第二时相对遥感影像进行采集时, 采集低分辨率影像。

[0067] 当获取到两时相的遥感影像时, 则首先根据第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像计算出两个时相之间低分辨率影像之间的变化检测影像。

[0068] 为了实现得到更准确的变化检测影像, 当采集到第一时相的遥感影像和第二时相的遥感影像后, 还对第一时相的遥感影像和第二时相的遥感影像进行预处理, 所述预处理的步骤包括但不限于配准和辐射校正等。由于该步骤为获取到遥感影像之后的常规步骤, 因此本步骤不详细说明。

[0069] 本步骤S1中所述获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像, 并根据两个不同时相的低分辨率影像之间的变化信息, 得到两个时相之间的变化检测影像的步骤包括:

[0070] 步骤S11、分别获取第一时相的高分辨率影像和低分辨率影像, 以及第二时相的低分辨率影像。

[0071] 本步骤中采集第一时相的高分辨率影像和低分辨率影像, 以及采集第二时相的低分辨率影像时可以通过多个摄像设备实现多个角度多方位的影像采集。

[0072] 步骤S12、计算所述第一时相的低分辨率影像和所述第二时相的低分辨率影像之间的差分影像, 并根据所述差分影像确定变化阈值。

[0073] 根据采集到的两个时相的低分辨率影像计算出其之间的差分影像, 所述差分影像即为差分图像, 为预设遥感影像所对应区域在同的时间拍摄出的两幅低分辨率影像之间对应像素的差别。

[0074] 将预处理后的第一时相 T_1 的低分辨率影像记为 C_1 , 第二时相 T_2 的低分辨率影像记为 C_2 , 第一时相 T_1 的高分辨率影像记为 F_1 。

[0075] 步骤S13、利用薄板样条插值算法生成第一时相的低分辨率影像对应的第一插值影像和所述第二时相的低分辨率影像对应的第二插值影像。

[0076] 让两个时相的低分辨率影像相减获得差分影像 $\Delta C = C_2 - C_1$ 。通过差分影像短波红

外波段的直方图判断变化值是否符合高斯分布,若符合则使用高斯模型 3σ 准则确定变化阈值,否则使用大津算法计算阈值,得到阈值 Q_{neg} 和 Q_{pos} ,之后使用薄板样条插值法分别对 C_1 影像和 C_2 影像作插值得到 F_1^{TPS} 和 F_2^{TPS} 。

[0077] 步骤S14、利用影像差值法计算所述第一插值影像和第二插值影像之间的差分影像。

[0078] 本步骤中再次利用影像差值法计算出上述步骤S13中计算出的所述第一插值影像和第二插值影像之间的差分影像。

[0079] 步骤S15、将所述变化阈值代入所述差分影像,得到所述变化检测影像。

[0080] 上述步骤中,计算插值影像的差分影像 $\Delta F^{TPS} = F_2^{TPS} - F_1^{TPS}$,最后将阈值代入插值影像的差分影像中实现变化检测。

[0081] 步骤S2、利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度。

[0082] 本步骤中首先提取出第一时相的高分辨率影像的边缘区域,再计算出第一时相的高分辨率影像对应的丰度。其中,所述丰度为各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的占比。

[0083] 具体的,如图3所示,本步骤包括:

[0084] 步骤S21、利用索贝尔算子提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域。

[0085] 步骤S22、利用迭代自组织数据分析算法对所述第一时相的高分辨率影像中含有的像元进行分类,得到分类结果。

[0086] 步骤S23、根据分类结果,计算各类高分辨率像元在各自所处低分辨率像元中的丰度。

[0087] 利用索贝尔算子提取 F_1 影像的边缘区域,以用于S31步骤筛选参与解混计算的低分辨率像元。对 F_1 影像进行分类可以获得每个地表类型在一个低分辨率像元中的占比 f_c 。在本发明中使用非监督分类迭代自组织数据分析算法对 T_1 时相高分辨率影像 F_1 进行分类,迭代自组织数据分析算法能够根据特征空间中像元的分布,通过多次合并与分割输出最佳分类结果。对影像进行分类后,可以计算各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的占比,即丰度: $f_c(x_i, y_i) = N_c(x_i, y_i) / m$, $N_c(x_i, y_i)$ 代表属于C类的高分辨率像元在一个低分辨率像元中的数量, m 为一个低分辨率像元中高分辨率像元的数量, (x_i, y_i) 为低分辨率像元位置。

[0088] 步骤S3、根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值。

[0089] 本发明根据变化检测结果,边缘检测结果和丰度,利用光谱线性解混模型解算时相变化值。

[0090] 解算各类时相变化是获得时间预测值的基础,本步骤基于四项假设:

[0091] 一是假定影像符合光谱线性混合理论;

[0092] 二是认为两时相间没有地物覆盖类型的变化,即丰度在两时相中相同;

[0093] 三是忽略同类地物的光谱差异;

[0094] 四是假设同类地表在时相变化值上相同。

[0095] 对于目标波段b,低分辨率像元 (x_i, y_i) 的时相变化值 ΔC 可表示为:

[0096] $\Delta C(x_i, y_i, b) = C_2(x_i, y_i, b) - C_1(x_i, y_i, b)$ 。

[0097] 本发明根据光谱线性混合理论,即低分辨率像元的时相变化值 ΔC 是所有类的时相变化值的加权和: $\Delta C(x_i, y_i, b) = \sum_{c=1}^l f_c(x_i, y_i) \times \Delta F(c, b)$ 。

[0098] 其中l表示类数, $\Delta F(c, b)$ 表示类别c的两时相平均变化值。上式仅在所述四项假设均成立的情况下有效。

[0099] 理论上,为求解各类的两时相平均变化值 $\Delta F(c, b)$,至少需要l个方程式,本实施例中选取n(n>1)个低分辨率像元通过约束最小二乘法解算:

$$[0100] \begin{bmatrix} \Delta C(x_1, y_1, b) \\ \vdots \\ \Delta C(x_i, y_i, b) \\ \vdots \\ \Delta C(x_n, y_n, b) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x_1, y_1) & f_2(x_1, y_1) & \cdots & f_l(x_1, y_1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_1(x_i, y_i) & f_2(x_i, y_i) & \cdots & f_l(x_i, y_i) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_1(x_n, y_n) & f_2(x_n, y_n) & \cdots & f_l(x_n, y_n) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \Delta F(1, b) \\ \vdots \\ \Delta F(c, b) \\ \vdots \\ \Delta F(l, b) \end{bmatrix}$$

[0101] with s.t. $Q_{neg} \leq \Delta F \leq Q_{pos}$;

[0102] 解算得到的 ΔF 需满足位于变化阈值范围 $[Q_{neg}, Q_{pos}]$ 的约束条件。

[0103] 具体的,结合图4所示,本步骤包括以下步骤:

[0104] 步骤S31、选取各个像元类中拥有最大丰度的多个低分辨率像元,并结合所述变化检测影像和边缘区域提取结果从所述多个低分辨率像元中筛选出目标低分辨率像元。

[0105] 本实施例考虑了解算过程中的共线性问题,土地覆盖变化以及边缘区域参与解算对解混结果的影响。首先选取各个类拥有最大丰度的k个低分辨率像元,该步骤使得各低分辨率像元间丰度差异增加,能够减少共线性问题影响。

[0106] 在第一步的基础上,综合考虑变化区域与边缘区域对解混计算的影响,选用存在变化区域的低分辨率像元参与解混计算不符合两时相间没有地物覆盖类型的变化的假设,会对解混结果造成严重的影响,此外,边缘像元由于位于不同类的交界区域,光谱属性与其所属的类别会存在较大差异,选用包含较多边界区域的低分辨率像元参与解混计算会影响结果的整体光谱精度,本发明为避免变化区域和边缘区域对解混计算的影响,规定当存在变化区域或者占比超过10%边缘区域的低分辨率像元不再参与光谱线性解混计算。

[0107] 步骤S32、利用约束最小二乘法建立光谱线性解混模型,并将上述步骤中筛选出的目标低分辨率像元,代入所述光谱线性解混模型,解算得到各类像元在第一时间相和第二天相之间产生的平均时相变化值 $\Delta F(c, b)$ 。

[0108] 步骤S4、根据各类时相变化值和 T_1 时相高分辨率影像得到时间预测值,定义第二插值影像为空间预测值,根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息来分配时间预测值中各像元的残差值,实现时空数据的初步融合。

[0109] 具体的,结合图5所示,本步骤中包括以下步骤:

[0110] 步骤S41、根据移动窗口中任意一个像素与中心像素是否同类,以及所述移动窗口中一个低分辨率像元中高分辨率像元的数量计算地表均质性指数。

[0111] 所述移动窗口选择出任意一个像元,对其周围光谱相似像元值作了一个加权结合,选择这些光谱相似像元要划定一个范围,这个范围就是移动窗口。对移动窗口中任意个像素与其中心像素是否为同类进行判断,并根据判断结果,以及所述移动窗口中一个低分

分辨率像元中高分辨率像元的数量计算地表均质性指数。

[0112] 具体地,可以通过每个移动窗口中与中心像元同类的像元数除以窗口像元总数来表示,移动窗口大小一般设定与低分辨率像元大小相同,即为 m 。均质性指数计算公式:

$HI(x_{ij}, y_{ij}) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m I_k$, 当检索到移动窗口中某一像元与中心像元同类时, I_k 等于1, 反之则为0。 (x_{ij}, y_{ij}) 表示在第 i 个低分辨率像元中的第 j 个高分辨率像元。

[0113] 步骤S42、根据第一时相的高分辨率影像 F_1 和两个时相中各类像元的平均变化值 ΔF , 计算时间预测值: $F_2^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_1(x_{ij}, y_{ij}, b) + \Delta F(c, b)$ 。

[0114] 理论上, 该预测值在符合四个条件下是准确的, 即两时相间地表类型没有发生变化, 类内光谱差异忽略不计, 像元之间没有相互影响, 且混合像元解算符合线性解混模型。其中时相间地表覆盖类型变化对该预测值的影响最为明显, 可以为真实值与时间预测值间引入一个残差项 R , 用于修正地表类别变化造成的误差: $F_2^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_1(x_{ij}, y_{ij}, b) + \Delta F(c, b) + R(x_i, y_i, b)$ 。

[0115] 对于每个低分辨率像元, 其反射率值可以认为等于高分辨率像元均值加上偏差因子 ξ , 偏差因子是由多源传感器差异等因素带来的。可以假设该系统差异在两时相间是相等的。因而第一时相 T_1 与第二时相 T_2 的低分辨率像元值可以分别表示为:

[0116] $C_1(x_i, y_i, b) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m F_1(x_{ij}, y_{ij}, b) + \xi$

[0117] $C_2(x_i, y_i, b) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m F_2(x_{ij}, y_{ij}, b) + \xi$

[0118] 通过以上公式, 可推导得到时间预测残差值计算公式:

[0119] $(x_i, y_i, b) = \Delta C(x_i, y_i, b) - \frac{1}{m} [\sum_{j=1}^m F_2^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) - \sum_{j=1}^m F_1(x_{ij}, y_{ij}, b)]$

[0120] 步骤S43、所述第二插值影像 F_2^{TPS} 通过利用 T_2 时相低分辨率影像的空间关系得到, 因此被定义为空间预测值。

[0121] 步骤S44、根据地表均质性指数, 时间预测值, 空间预测值, 并结合光谱相似相邻像元的信息来分配残差值, 得到初步时空融合结果。

[0122] 在均质型地表景观下, 由于空间预测值完全来自预测时相低分辨率影像的空间信息, 其优势在于能够提供预测时相的变化信息与真实的空间光谱信息, 当地表均质性很强时, 可以近似认为空间预测值等于预测时相真实值, 且由于其数据完全来自预测时相, 即使地表发生类别变化, 空间预测值也能够有效捕捉低分辨率像元级的部分变化信息。空间预测值近似等于真实值, 则该情况下时间预测值的误差可以表示为:

$E^{Ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b) - F_2^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 。

[0123] 上式在面对异质型地表景观或处于地物类别边界的情况下不成立, 在此情况下误差可以认为与时间预测残差相同, 误差可表示为: $E^{He}(x_{ij}, y_{ij}, b) = R(x_i, y_i, b)$ 。

[0124] 结合上述的两种情况, 可以得到过程量 CW :

$$[0125] \quad \begin{aligned} & CW(x_{ij}, y_{ij}, b) \\ &= E^{Ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) \times HI(x_{ij}, y_{ij}) + E^{He}(x_{ij}, y_{ij}, b) \times [1 - HI(x_{ij}, y_{ij})] \end{aligned}$$

[0126] 进行权值归一化: $W(x_{ij}, y_{ij}, b) = CW(x_{ij}, y_{ij}, b) / \sum_{j=1}^m CW(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 。

[0127] 则分配给第i个低分辨率像元中的第j个高分辨率像元的残差为: $r(x_{ij}, y_{ij}, b) = m \times W(x_{ij}, y_{ij}, b) \times R(x_i, y_i, b)$ 。

[0128] 然后对各类时相变化值 ΔF 进行改正, 其中 (x_{ij}, y_{ij}) 属于c类:

[0129] $\Delta F(x_{ij}, y_{ij}, b) = r(x_{ij}, y_{ij}, b) + \Delta F(c, b)$ 。

[0130] $\Delta F(x_k, y_k, b)$ 为完成残差分配后的各像元时相变化值。从理论上说, 对 F_1 影像加上光谱解混计算得到的时相变化值可以得到预测值, 但该方法为逐个像元的计算, 忽略了像元间的相互影响, 易产生块效应。为了增强融合算法的稳健性, 进一步平滑结果影像, 需要引入邻近光谱相似像元的信息参与计算。通过计算光谱差异值在同类像元中选取固定数量n的相似像元, 再利用相对距离进行定权, 计算第k个邻近光谱相似像元的相对距离与权值, 中心像元 (x_{ij}, y_{ij}) 与其对应的邻近光谱相似像元 (x_k, y_k) 的距离计算公式如下:

$$[0131] \quad D_k = 1 + \sqrt{(x_k - x_{ij})^2 + (y_k - y_{ij})^2} / (w/2)$$

[0132] 其中w是移动窗口的大小, 对权值进行归一化: $w_k = (1/D_k) / \sum_{k=1}^n (1/D_k)$, 通过权重对所有相似像元的变化信息求和, 获得新的目标像元变化值, 再加上 T_1 时相的高分辨率像元值, 即得到初步预测值:

$$[0133] \quad \hat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_1(x_{ij}, y_{ij}, b) + \sum_{k=1}^n w_k \times \Delta F(x_k, y_k, b);$$

[0134] 其中, $\hat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为初步融合值, $F_1(x_{ij}, y_{ij}, b)$ 为第一时相的高分辨率影像像元值, w_k 为第k个邻近光谱相似像元的权值, b为波段。

[0135] 步骤S5、利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型, 对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正, 得到最终的时空数据融合结果。

[0136] 由于第二时相 T_2 薄板样条插值结果 F_2^{TPS} 可以捕捉第二时相 T_2 遥感影像的真实信息和地表模式, 在地表类别变化的均质区域可以利用插值信息对融合结果进行优化。

[0137] 本步骤中利用预先建立的优化模型对变化像元进行优化, 从而得到最终时空数据的融合结果。

[0138] 具体的, 结合图6所示, 本步骤包括:

[0139] 步骤S51、获取第一时相的低分辨率影像的第一插值影像与所述第一时相的高分辨率影像之间的差值; 根据所述差值、所述差值的均值和所述差值的标准差, 计算出相似性指数, 其中, 所述相似性指数为第一插值影像与真实影像之间的光谱相似程度。

[0140] 步骤S52、利用均质性指数来描述所述第一时相的高分辨率影像的均质性指数。

[0141] 本步骤中引入薄板样条插值可靠性系数, 用于反映使用薄板样条插值结果替代初步预测影像中变化像元的可靠程度, 利用薄板样条插值影像与高分辨率影像的相似性指数, 地表均质性指数和地表关系一致性指数来计算得到, 完成模型的建立, 对变化像元进行

修正。

[0142] 步骤S53、根据所述第一时相的低分辨率影像在目标波段的标准差和所述第二时相的低分辨率影像在目标波段的标准差,计算一致性指数。

[0143] 本步骤中计算一致性指数,影像相似性是指薄板样条插值影像与真实影像之间的光谱相似程度,可以定义相似性指数SI来描述,两者越相似,则利用薄板样条插值结果来修正变化像元越可靠。首先需要获得 T_1 时相的薄板样条插值影像 F_1^{TPS} 与高分辨率影像 F_1 的差值信息 ΔF_{T-R} ,如下式:

$$[0144] \quad \Delta F_{T-R}(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_1^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b) - F_1(x_{ij}, y_{ij}, b)$$

[0145] 一般可假设该差值结果符合高斯模型,根据 3σ 准则可以认为:若差值处于平均差值的三个标准差之外,则薄板样条插值结果与真实影像中的该区域已不存在光谱相似性,相似性指数为0,对于其他变化像元,计算过程如下式:

$$[0146] \quad SI(x_{ij}, y_{ij}, b) = 1 - \frac{|\Delta F_{T-R}(x_{ij}, y_{ij}, b) - \text{mean}[\Delta F_{T-R}(b)]|}{3 \times \text{stddev}[\Delta F_{T-R}(b)]}$$

[0147] 其中 $\text{mean}[\Delta F_{T-R}(b)]$ 为差值 ΔF_{T-R} 在波段b的均值, $\text{stddev}[\Delta F_{T-R}(b)]$ 为差值 ΔF_{T-R} 在波段b的标准差。

[0148] 影像的均质性反映了真实影像的地表复杂程度,理论上,影像的均质性程度越高,地表细节信息越少,则薄板样条插值结果丢失的信息越少,越适合用薄板样条插值结果修正变化像元,本发明使用sin函数优化后的步骤S41中的HI来描述 T_1 时相高分辨率影像的均质性程度:

$$[0149] \quad CHI(x_{ij}, y_{ij}) = \sin \left[\frac{HI(x_{ij}, y_{ij}) \times \pi}{2} \right]$$

[0150] 步骤S54、根据所述第一时相的低分辨率影像在目标波段的标准差和所述第二时相的低分辨率影像在目标波段的标准差,计算一致性指数。上述的相似性指数与均质性指数均为 T_1 时相的计算值,由于缺少 T_2 时相高分辨率影像无法直接计算该时相的相似性指数与均质性指数,两时相的相似性指数会由于地表变化而存在差异,均质情况也会因地表类型的变化而改变,因此直接利用 T_1 时相的计算值对变化像元进行修正无法保证结果的可靠性,这里需要引入两者的一致性指数CI,用于反映地物的空间内部关系在不同时相的一致性程度,用下式表示:

$$[0151] \quad CI(b) = 1 - \frac{|\text{stddev}[C_2(b)] - \text{stddev}[C_1(b)]|}{\text{stddev}[C_2(b)] + \text{stddev}[C_1(b)]}$$

[0152] 其中 $\text{stddev}[C_1(b)]$ 和 $\text{stddev}[C_2(b)]$ 分别为 C_1 在b波段的标准差和 C_2 在b波段的标准差。一致性指数越高则说明两时相间的内部空间关系变化越小,两时相的相似性指数与均质性指数越接近。

[0153] 步骤S55、根据所述相似性指数、均质性指数和一致性指数,对所述初步时空融合结构中的变化像元优化,得到最终融合影像。

[0154] 最后将所述相似性指数、均质性指数和一致性指数代入预设建立的优化模型中,得到最终融合影像结果。

[0155] 本步骤中,定义相似性指数、均质性指数和一致性指数的乘积为薄板样条可靠性

系数TRC,计算公式为:

$$[0156] \quad TRC(x_{ij}, y_{ij}, b) = SI(x_{ij}, y_{ij}, b) \times CHI(x_{ij}, y_{ij}, b) \times CI(b)$$

[0157] 列出针对变化像元 (x_{ij}, y_{ij}) 的优化模型:

$$[0158] \quad F_{final}(x_{ij}, y_{ij}, b) = [1 - TRC(x_{ij}, y_{ij}, b)] \times \widehat{F}_2(x_{ij}, y_{ij}, b) + TRC(x_{ij}, y_{ij}, b) \times F_2^{TPS}(x_{ij}, y_{ij}, b)$$

[0159] 对每个变化像元进行上述优化,则能得到最终融合影像。

[0160] 为了说明本发明实施例提供的遥感影像时空数据融合方法的融合效果,将本发明提出的时空融合方法与时空自适应反射融合模型,灵活时空数据融合方法和结合亚像元变化信息的增强灵活时空数据融合方法进行对比实验。用于实验对比的两期影像产生的变化的主要原因是洪水。

[0161] 表1给出了上述四种时空融合方法的定量分析指标。其中方法A为时空自适应反射融合模型,方法B为灵活时空数据融合方法,方法C为结合亚像元变化信息的增强灵活时空数据融合方法,方法D为本发明实施例提供的遥感影像时空融合方法;选用均方根误差(RMSE)、结构相似性(SSIM)和相关系数(r)三个精度指标,分别反映出融合结果与真实影像的光谱差异、结构相似性和相关性,前者越接近0、后两者越接近1则说明融合效果越好。

[0162] 从表1的对比中可得,本发明实施例提供的时空融合结果明显优于其他三种时空融合结果:与两种经典算法时空自适应反射融合模型(方法A)和灵活时空数据融合方法(方法B)相比,本发明实施例在所有波段拥有最小的均方根误差(RMSE),最大的结构相似性(SSIM)和相关系数(r),与结合亚像元变化信息的增强灵活时空数据融合方法(方法C)相比,本发明实施例在除波段4外的5个波段拥有最小的均方根误差(RMSE),最大的结构相似性(SSIM)和相关系数(r)。因此,本发明实施例提供的遥感影像时空融合方法能够取得较优的时空融合结果。

[0163] 表1

[0164]

方法	评价指标	波段 1	波段 2	波段 3	波段 4	波段 5	波段 6
A	RMSE	0.0106	0.0153	0.0190	0.0340	0.0472	0.0338
	SSIM	0.9781	0.9694	0.9589	0.9111	0.8055	0.8467
	r	0.8454	0.8486	0.8515	0.8476	0.8138	0.8113
B	RMSE	0.0100	0.0146	0.0180	0.0296	0.0452	0.0319
	SSIM	0.9783	0.9689	0.9589	0.9190	0.7994	0.8508
	r	0.8617	0.8642	0.8680	0.8868	0.8311	0.8352
C	RMSE	0.0098	0.0142	0.0174	0.0284	0.0435	0.0311
	SSIM	0.9794	0.9710	0.9623	0.9288	0.8178	0.8601
	r	0.8696	0.8721	0.8774	0.8964	0.8459	0.8444
D	RMSE	0.0094	0.0138	0.0171	0.0290	0.0429	0.0305
	SSIM	0.9812	0.9728	0.9639	0.9250	0.8171	0.8606
	r	0.8792	0.8791	0.8815	0.8925	0.8494	0.8501

[0165] 示例性设备

[0166] 本实施例提供了一种遥感影像数据时空融合的系统,所述系统包括:

[0167] 变化检测模块,用于获取第一时相遥感影像和第二时相遥感影像,并计算两个时相之间低分辨率影像的变化检测影像;其功能如步骤S1所述。

[0168] 边缘检测与丰度计算模块,用于利用边缘检测算法提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,得到边缘区域提取结果,并对所述第一时相的高分辨率影像进行像元分类,得到各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;其功能如步骤S2所述。

[0169] 空间和时间预测模块,用于根据所述变化检测影像,边缘区域提取结果和所述丰度,利用光谱线性解混模型解算得到第一时相和第二时相之间各类像元的时相变化值,并根据所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;其功能如步骤S3所述。

[0170] 初步融合模块,用于根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,并结合邻域信息为所述时间预测值中各个像元分配残差值,获得初步融合影像;其功能如步骤S4所述。

[0171] 优化修正模块,用于利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果,其功能如步骤S5所述。

[0172] 在上述方法的基础上,本实施例还公开了一种信息处理设备,包括处理器、与处理器通信连接的存储介质,所述存储介质适于存储多条指令;所述处理器适于调用所述存储介质中的指令,以执行实现所述的漫画生成方法的步骤。其中,所述信息处理设备可以为手机、平板电脑或智能电视。

[0173] 具体的,如图7所示,所述信息处理设备包括至少一个处理器(processor) 20 以及存储器(memory) 22,还可以包括显示屏21、通信接口(Communications Interface) 23和总线24。其中,处理器20、显示屏21、存储器22和通信接口23可以通过总线24 完成相互间的通信。显示屏21设置为显示初始设置模式中预设的用户引导界面。通信接口23可以传输信息。处理器20可以调用存储器22中的逻辑指令,以执行上述实施例中的遥感影像数据时空融合的方法。

[0174] 此外,上述的存储器22中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。

[0175] 存储器22作为一种计算机可读存储介质,可设置为存储软件程序、计算机可执行程序,如本公开实施例中的方法对应的程序指令或模块。处理器30通过运行存储在存储器22中的软件程序、指令或模块,从而执行功能应用以及数据处理,即实现上述实施例中的方法。

[0176] 存储器22可包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据终端设备的使用所创建的数据等。此外,存储器22可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器。例如,U 盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)、磁碟或者光盘等多种可以存储程序代码的介质,也可以是暂态存储介质。

[0177] 另一方面,一种计算机可读存储介质,其中,所述计算机可读存储介质存储有一个或者多个程序,所述一个或者多个程序可被一个或者多个处理器执行,以实现所述的一种

遥感影像数据时空融合的方法的步骤。

[0178] 本发明提出了一种遥感影像数据时空融合的方法、系统及设备,通过计算第一时相遥感影像和第二时相遥感影像之间低分辨率影像的变化检测影像;提取所述第一时相的高分辨率影像的边缘区域,计算各类高分辨率像元数在所处低分辨率像元中的丰度;根据边缘区域的提取结果和所述丰度,以及光谱线性解混模型解算得到各类像元的时相变化值;所述时相变化值和所述第一时相的高分辨率影像得到时间预测值,以及利用插值法对第二时相的低分辨率影像插值得到空间预测值;根据地表均质性程度、所述时间预测值和所述空间预测值,利用邻域信息获得初步融合影像;利用所述第一时相的低分辨率影像和第二时相的低分辨率影像以及所述的第一时相的低分辨率插值影像和第二时相的低分辨率插值影像建立优化模型,对所述初步融合影像中含有的变化像元进行修正,得到最终的时空数据融合结果。本实施例所述的方法,综合考虑了不同变化检测算法在不同场景下的适用性,提升融合的整体光谱精度并保留更多的空间细节信息,可以获取到更好的时空数据融合结果。

[0179] 可以理解的是,对本领域普通技术人员来说,可以根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,而所有这些改变或替换都应属于本发明所附的权利要求的保护范围。

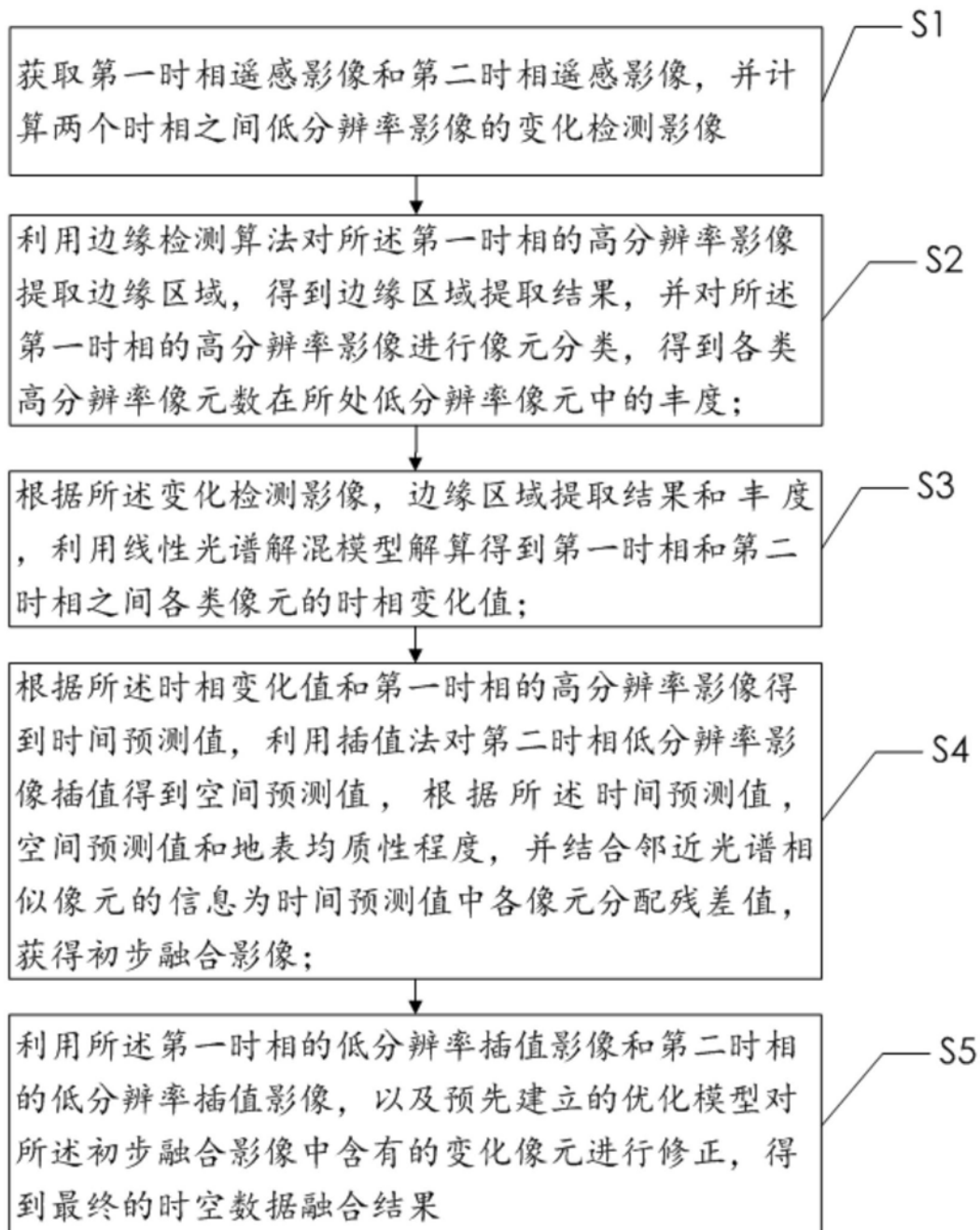


图1

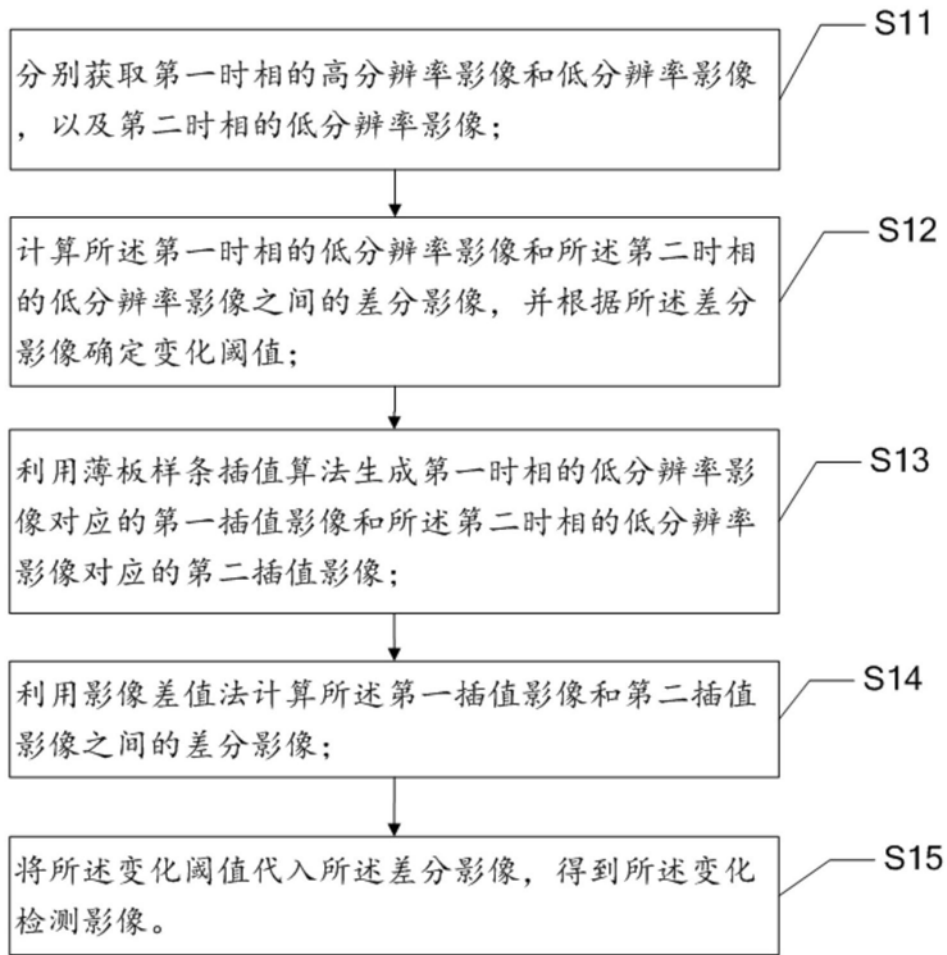


图2

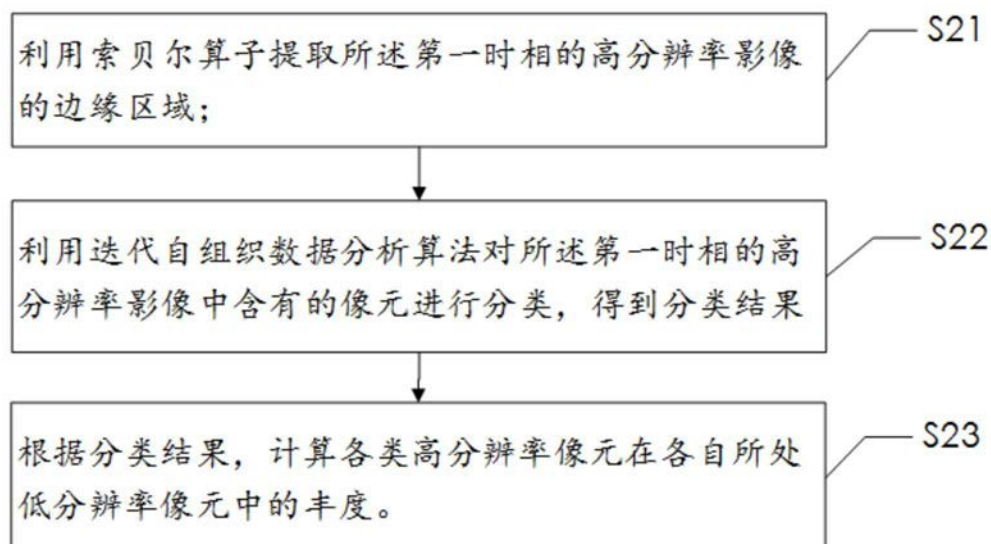


图3

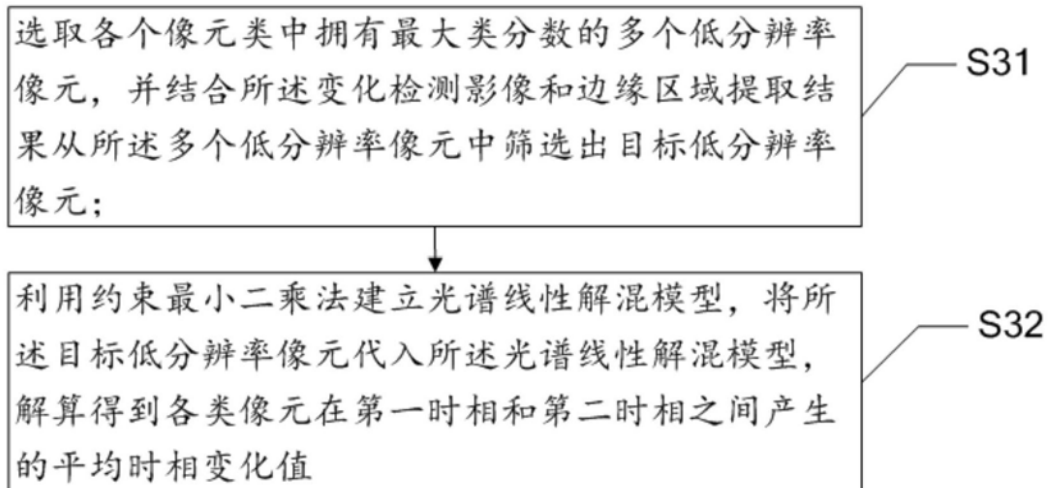


图4

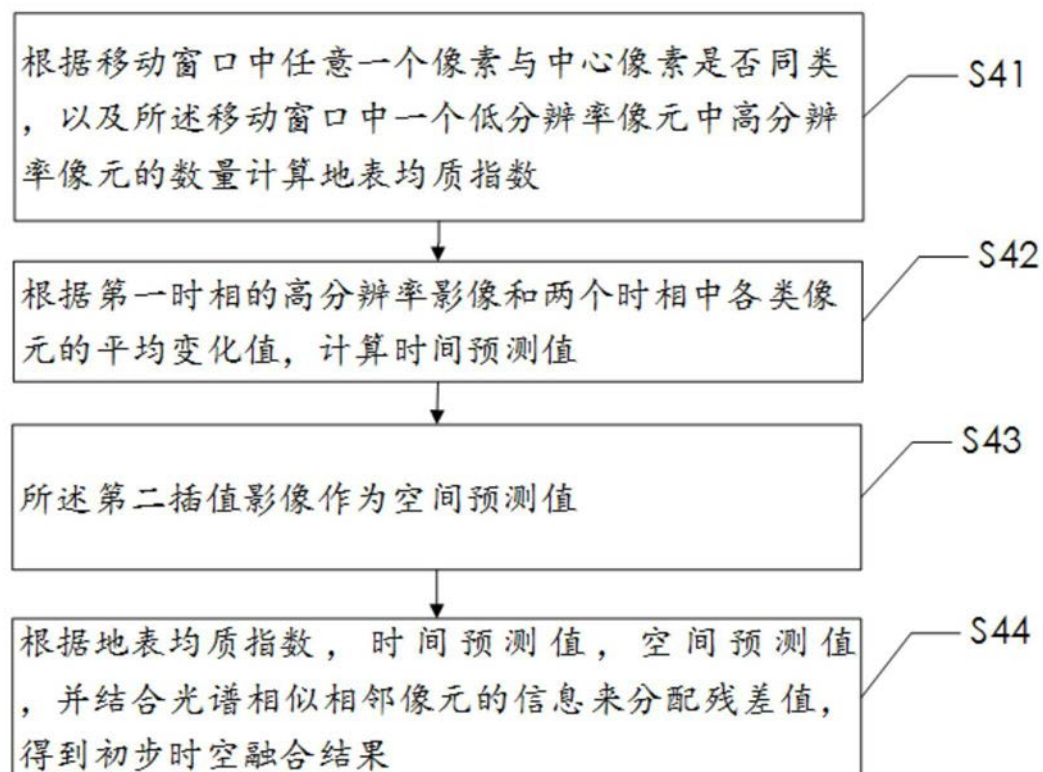


图5

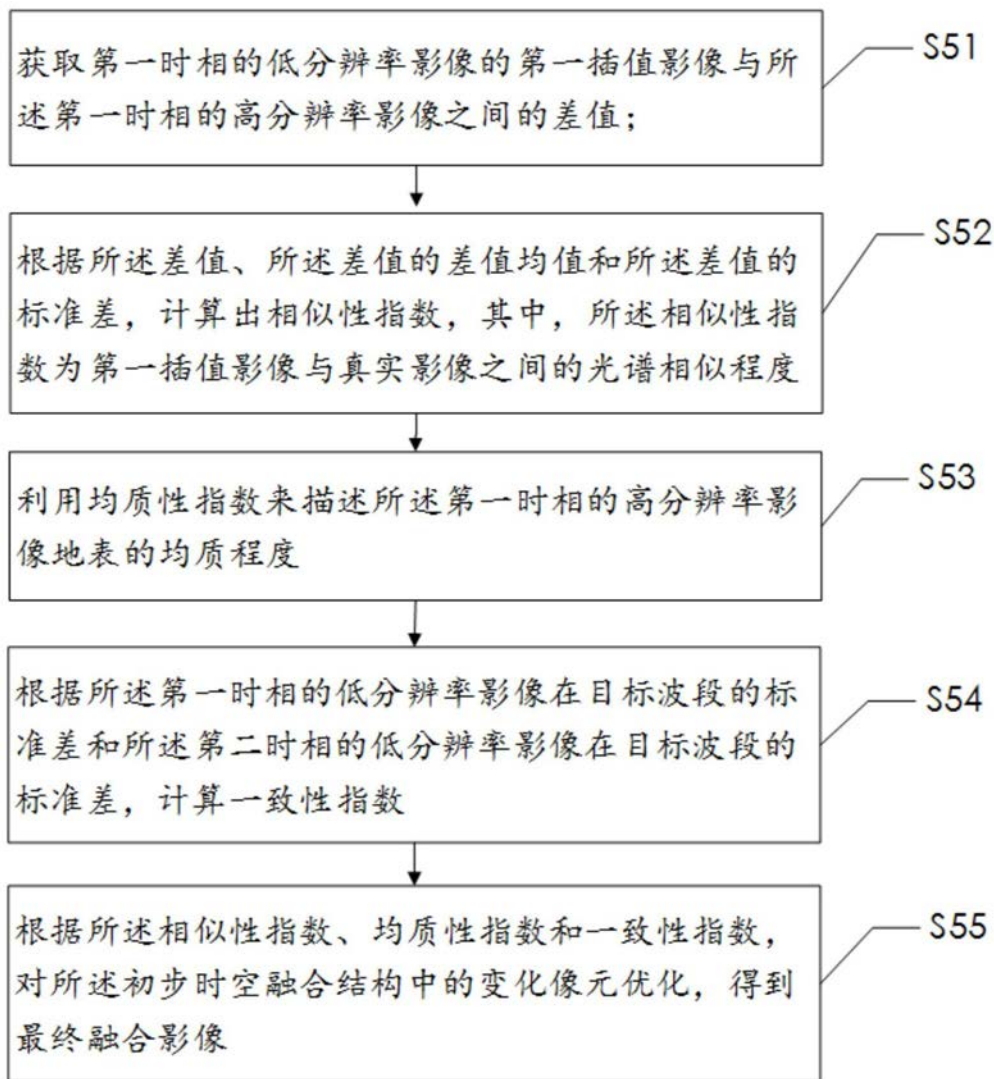


图6

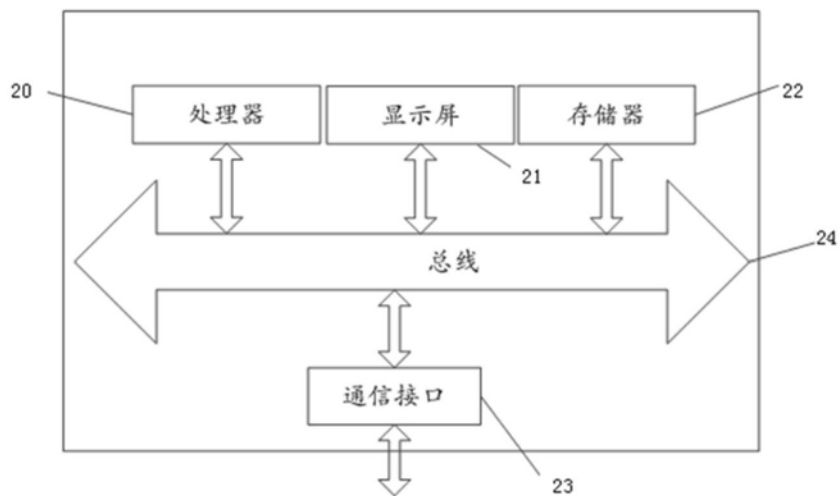


图7