引文格式:陈友慧,王磊,赵光俊,等.一种基于面向对象策略的增强型光学遥感影像时空融合方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(11):2285-2294.DOI:10.13203/j.whugis20240429

Citation: CHEN Youhui, WANG Lei, ZHAO Guangjun, et al. An Enhanced Spatiotemporal Fusion Method for Optical Remote Sensing Imagery Based on Object-Oriented Strategy[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(11): 2285-2294.DOI:10.13203/j.whugis20240429

一种基于面向对象策略的增强型光学遥感影像时空融合方法

陈友慧[1] 王 磊[2] 赵光俊[3] 郭迪洲[4] 朱冀涛[2]
吕广涵[3] 王德友[2] 林黎明[3]

1 国网辽宁省电力有限公司经济技术研究院,辽宁 沈阳,110065
2 国网辽宁省电力有限公司,辽宁 沈阳,110004
3 国网思极位置服务有限公司,北京,102209
4 长安大学地质工程与测绘学院,陕西 西安,710054

摘 要:时空融合技术能够利用多源光学影像时空信息的互补性重建高时空分辨率影像,兼具低成本和灵活的优势,其中近年提出的鲁棒自适应时空融合方法(reliable and adaptive spatiotemporal data fusion method, RASDF)因面对异源影像差异时鲁棒性表现优秀,能够重建剧烈变化场景下的地表信息而受到关注,但该方法存在效率低下和融合结果边界信息模糊的问题。对此,提出一种基于面向对象策略的增强型RASDF(object level RASDF, OL-RASDF)。该方法通过引入多尺度影像分割技术,基于分割块内像元时空变化模式相同等假设,将原方法中基于滑动窗口策略的加权结合邻域信息的像元级融合步骤转换为以分割块为基本处理单元的对象级融合步骤,从而使融合步骤更加轻量,并增强方法对地物边界信息的保留能力。两个地区的实验结果表明,OL-RASDF取得了最佳的融合精度,融合结果的边界信息最清晰,且融合效率优势显著,在两个实验区融合时间平均减少62.1%,表明OL-RASDF在长时序、大面积影像融合任务中具有更强的适用性。

关键词:时空融合;面向对象;RASDF;影像重建;光学遥感

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-11-18

DOI:10.13203/j.whugis20240429 **文章编号**:1671-8860(2025)11-2285-10

An Enhanced Spatiotemporal Fusion Method for Optical Remote Sensing Imagery Based on Object-Oriented Strategy

CHEN Youhui[1] *WANG Lei*[2] *ZHAO Guangjun*[3] *GUO Dizhou*[4] *ZHU Jitao*[2]
LÜ Guanghan[3] *WANG Deyou*[2] *LIN Liming*[3]

1 Economic and Technological Research Institute, State Grid Liaoning Electric Power Co. Ltd, Shenyang 110065, China
2 State Grid Liaoning Electric Power Supply Co. Ltd, Shenyang 110004, China
3 State Grid Location Based Service Co. Ltd, Beijing 102209, China
4 College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China

Abstract: **Objectives**: Spatiotemporal fusion technology generates high spatiotemporal resolution images by leveraging the complementary spatiotemporal information of multisource optical images, offering cost-effective and flexible solutions, garnering widespread attention. Among these methods, the reliable and adaptive spatiotemporal data fusion method (RASDF) is recognized for its robustness in handling discrepancies between heterogeneous images and its ability to reconstruct surface information under drastic change

基金项目:陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队(2022)。

共同第一作者:陈友慧,工程师,研究方向为数据智能化处理。chenyouhuisg@163.com
王磊,工程师,研究方向为数据智能化处理。lnsgwanglei@163.com

通信作者:郭迪洲,博士。dizhouguo@163.com

scenarios. However, RASDF is hindered by inefficiencies and blurred boundary information in fusion results. To address these limitations, this study introduces an enhanced RASDF method based on an object-oriented strategy, termed object level RASDF (OL-RASDF). **Methods:** By incorporating multi-scale imagesegmentation techniques and assuming consistent spatiotemporal variation patterns within segmented objects, OL-RASDF replaces the original pixel-level fusion steps, which rely on a moving window strategy, with object-level fusion steps that use image segments as the basic processing units. This approach streamlines the fusion process and enhances the preservation of boundary information. **Results:** Experimental results from two study areas demonstrate that OL-RASDF achieves the highest fusion accuracy, the sharpest boundary details, and a significant improvement in efficiency. The average processing time in the two study areas was reduced by 62.1%. **Conclusions:** The results indicate that OL-RASDF is highly applicable to long-term and large-scale image fusion tasks, offering a superior balance of accuracy and efficiency.

Key words: spatiotemporal fusion; object-oriented; RASDF; image reconstruction; optical remote sensing

高空间和高时间分辨率的光学遥感影像是实现精细化高频次地表定量信息提取的关键基础数据,在地理国情监测[1]、生态状况监测[2-3]、应急灾害监测[4-6]等领域具有广阔的应用前景。然而,遥感影像在时空分辨率上存在固有矛盾:遥感卫星扫描带宽的增加会使其时间分辨率提高,但由于光学衍射极限和信噪比等因素的限制,影像的空间分辨率会随之下降,使得单个卫星无法获得高时空分辨率的影像[7-8]。例如,拥有每日回访周期的AVHRR(advanced very high resolution radiometer)、MODIS(moderate-resolution imaging spectroradiometer)以及SeaWiFS的卫星传感器,由于较大的扫描宽度,其获得影像的空间分辨率只有250~1 000 m,空间分辨率在100 m以下的Landsat TM(thematic mapper)、ETM+(enhanced thematic mapper plus)、OLI(operational land imager)、Sentinel-2 MSI(multi-spectral instrument)、资源一号(ZY-1)02B等传感器幅宽较小,拥有较长的重访周期(单颗卫星10 d以上)。

时空融合技术能够在不改变现有观测条件下,利用多源影像互补重建高时空分辨率影像,兼具低成本和灵活的优势[9-10],受到国内外学者广泛关注[11-12]。图1为影像时空融合示意图。影像时空融合通常需要输入两类影像,一类影像具有高空间分辨率(如Landsat系列卫星影像,简称高分辨率影像),提供辅助时相的空间细节信息。另一类影像具有高时间分辨率(如MODIS影像,简称低分辨率影像),提供预测时相的光谱信息。时空融合的一般公式为:

$$P=\varphi(F_B,C_B,C_P) \tag{1}$$

式中,P表示融合结果;φ代表时空融合模型;F_B为辅助时相高分辨率影像;C_B和C_P分别为辅助时相低分辨率影像和预测时相低分辨率影像。

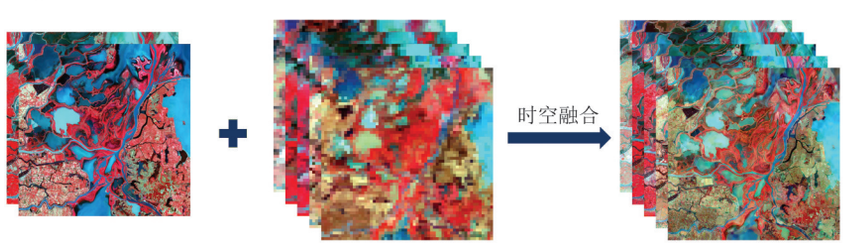


图1 时空融合示意图

Fig. 1 Schematic Diagram of Spatiotemporal Fusion

根据现有时空融合算法的基础原理,可将现有时空融合方法分为5类:解混法、权重函数法、贝叶斯法、学习型方法和组合型方法[7]。解混法以线性光谱混合理论为基础,通过构建光谱线性混合方程从混合像元中提取端元信息,从而实现低分辨率影像降尺度[13-14]。权重函数法是通过构建权重函数来结合光谱相似相邻像元的变化信息实现时空融合[15-16]。贝叶斯法是通过贝叶斯概率估计的方式获取融合影像,该类方法将融合影像问题看作最大后验概率估计问题[17-18]。学习型方法是利用已有影像数据训练机器学习模型来建立映射关系,再输入目标时相所需数据实现预测[19-20]。组合型方法集成了多种类别方法的技术思路,由于能结合多种方法的优点,近年来受到

广泛关注[21-24]。其中SHI等[25]提出的鲁棒自适应时空融合方法(reliable and adaptive spatiotemporal data fusion method,RASDF)较为典型。该方法提出了首个能够量化异源影像差异对时空融合影响程度的指数,并基于该指数优化融合步骤,控制异源影像差异所引入的不确定性传播。此外,RASDF中构建了一种自适应全局解混模型和一种自适应局部解混模型实现优势互补。这些策略与模型使得RASDF能更加准确地重建光谱信息和空间信息。然而,RASDF仍然存在两点不足影响其适用性:(1)该方法在空间滤波和残差分配步骤中以待融合的像元为中心构建矩形窗口,利用窗口内的像元信息重建中心像元的信息,忽略了地物的形态信息,缺乏对空间结构的整体理解,易造成融合结果边界信息模糊;(2)RASDF在空间滤波和残差分配步骤结合了光谱相似的相邻像元信息,为融合带来了沉重计算负担,融合效率低下。

针对RASDF存在的问题,本文提出一种基于面向对象策略的增强型RASDF(object level RASDF,OL-RASDF)。该方法将RASDF中包含加权结合邻域信息的像元级融合步骤转换为对象级融合步骤,使得OL-RASDF能更准确地结合邻域信息,提升空间结构信息和光谱信息的重建能力,增强结果的空间自相关性和空间连续性,并显著提升融合效率。

1　RASDF原理

RASDF只需要输入一对辅助时相影像和一幅预测时相低分辨率影像即可进行融合,主要包含4个步骤:(1)可靠性空间分布图获取;(2)全局线性解混;(3)局部线性解混;(4)空间滤波与残差分配。具体原理可参见文献[25],这里只列出关键步骤。

1.1　可靠性空间分布图获取

将高分辨率影像降采样到低分辨率后,RASDF将异源影像差异归纳为双向反射分布函数差异、传感器性能差异引起的系统性差异、观测时间差异、配准误差和光谱的非线性混合。基于两时相间地表的异质程度未发生较大变化和系统差异占主导地位假设,可推导出能够量化辅助时相和预测时相在异源影像差异的差值$\Delta D'$:

$$\Delta D' = F_B^{\downarrow} - \varphi_{sys}(C_B) \tag{1}$$

式中,F_B和C_B分别是辅助时相高分辨率影像和低分辨率影像;$F_B^{\downarrow}$是F_B下采样至低分辨率后的影像;φ_{sys}代表线性回归模型,通过对C_B和$F_B^{\downarrow}$进行最小二乘线性回归得到。两时相异源影像差异的差值和两时相光谱变化值的相对大小能够反映异源影像差异对时空融合精度的影响,可通过求比值Q来量化:

$$Q(b) = \frac{E\left[\left|\Delta C(b)\right|\right]}{E\left[\Delta D'(b)\right]}, \mathrm{Min}(Q) = 1 \tag{2}$$

式中,$E[\cdot]$为求平均值;ΔC是低分辨率影像在两时相的变化值;Q最小值设置为1。结合Q和$\Delta D'$的标准差进行归一化,可以得到时空融合可靠性指数R,计算过程如下:

$$R(X,Y,b) = 1 - \frac{\left|\Delta D'(X,Y,b)\right|}{2Q(b) \times \sigma\left[\Delta D'(b)\right]} \tag{3}$$

式中,(X, Y, b)是b波段下低分辨率像元的位置,为避免R偏离过大,其最小值设为0.1。

1.2　全局线性解混

全局线性解混旨在求解地物类别的平均变化值。RASDF在解混前通过高斯阈值法检测低分辨率影像变化情况。偏离值超过两个标准差的低分辨率像元被标记为类别变化像元,将其排除在全局解混计算之外。在此基础上,采用模糊C均值聚类法获取辅助时相高分辨率影像丰度。基于光谱线性混合理论构建解混方程:

$$\Delta C(X,Y,b) = \sum_{c=1}^{n} f(X,Y,c) \times \Delta F(c,b) \tag{4}$$

式中,n表示分类数;(X, Y)表示低分辨率像元的位置坐标;$f(X, Y, c)$表示类别c的丰度;$\Delta F(c, b)$表示类别c在波段b的变化值,通过最小二乘法解算出各类别在两时相的变化值ΔF,其中类别变化像元和可靠性指数分位数在0%～70%的像元排除在解算外。RASDF并非设置单个分类数,而是预设分类数范围,基于上述步骤生成不同分类数下的解混结果,通过残差模型从所有全局解混结果中选择最可靠的结果,自适应全局解混结果的残差计算如下:

$$GR_n = \sum \frac{\left|\Delta C - \left(GP_n^{\downarrow} - F_B^{\downarrow}\right)\right|}{\left|\Delta C\right|} \times R \times \eta \tag{5}$$

式中,GR_n为全局解混后的结果,GR_n为GP_n的残差;$GP_n^{\downarrow}$为利用像元平均聚合法将GP_n下采样至低分辨率后的影像;η是变化检测结果掩膜图像,类别变化像元的值设置为0,反之为1。在本文中,分类数初始值设置为4,最大值设置为7。拥有最小残差GR_n的GP_n被认定为最可靠的全局解混结果,记为GP_{best}。

1.3 局部线性解混

为纠正全局解混粗差,RASDF构建了自适应局部解混模型,用高斯阈值法定位错误像元,通过5×5局部窗口遍历高可靠性错误像元,在局部窗口内重新分类和解混,从而更新每个错误像元的值。为了在局部窗口中选择合适的像元用于解混计算,定义了可靠相似变化像元的概念,这种像元需要满足3个条件:(1)被检测为错误像元;(2)具有与目标像元相似的时空变化;(3)具有高可靠性指数。局部线性解混的计算过程与全局线性解混的计算过程近似,唯一不同之处在于其残差模型不考虑类别变化的因素,最佳局部线性解混结果记为LP_{best}。在本文实验中,自适应局部解混模型中初始分类数设置为2,最大值设置为4。理论上,局部线性解混难以纠正由形态变化引起的错误,为了剔除掉这些错误,可计算局部线性解混对全局线性解混错误的改正率,将改正率较低的结果剔除,改正率r_a的计算过程如下:

$$r_a(X_t,Y_t)=1-\sum_{b=1}^{B}\frac{LP_{\text{best}}^{\downarrow}(X_t,Y_t,b)-F_B^{\downarrow}(X_t,Y_t,b)}{B\times\Delta C(X_t,Y_t,b)} \tag{6}$$

式中,B表示总波段数;r_a的取值范围为0~1,能够反映局部线性解混结果对全局线性解混错误的改正情况。将所有波段的平均可靠性指数R_{all}设置为阈值,当$r_a>R_{\text{all}}$时,采用局部解混结果,否则弃用。

1.4 空间滤波与残差分配

空间滤波是为了消除局部线性解混步骤所造成的像素块边界不连续问题,该步骤在滑动窗口内根据中心像元与其他像元的光谱差异选择K个光谱相似相邻像元,这些光谱相似相邻像元的两时相变化值的加权和成为中心像元在两时相的新变化值。每个光谱相似相邻像元的权重W_k由其与中心像元的欧氏距离确定。计算过程如下:

$$\hat{P}_R(x_t,y_t,b)=F_B(x_t,y_t,b)+\sum_{k=1}^{K}W_k\times\left[P_U(x_k,y_k,b)-F_B(x_k,y_k,b)\right] \tag{7}$$

式中,(x_k,y_k,b)为b波段下第k个光谱相似相邻像元坐标位置;$\hat{P}_R$为空间滤波后的影像;(x_t,y_t)为滑动窗口中的目标像元(即窗口中的中心像元)坐标。

在完成空间滤波后,由于地表存在形态变化等原因,异源影像在两时相的变化值上仍然会存在不一致,即存在残差。RASDF在空间滤波所用加权模型的基础上,将可靠性指数作为权重引入参与残差分配,第k个光谱相似相邻像元的权重W_k'的计算过程如下:

$$W_k'=\frac{R^{\uparrow}\times(1/D_k)}{\sum_{k=1}^{K}\left[R^{\uparrow}\times(1/D_k)\right]} \tag{8}$$

式中,$R^{\uparrow}$为使用双三次插值函数将R上采样至高分辨率后的影像。结合邻域信息的残差计算过程如下:

$$R_R(x_t,y_t,b)=\sum_{k=1}^{K}W_k'\times\left[\Delta C^{\uparrow}(x_k,y_k,b)-\hat{P}_R^{\downarrow\uparrow}(x_k,y_k,b)+F_B^{\downarrow\uparrow}(x_k,y_k,b)\right] \tag{9}$$

式中,$\Delta C^{\uparrow}$为使用双三次插值函数将ΔC上采样至高分辨率后的影像;$\hat{P}_R^{\downarrow\uparrow}$和$F_B^{\downarrow\uparrow}$分别是对$\hat{P}_R$和$F_B$先利用像元平均聚合函数下采样,再利用双三次插值函数上采样后的影像。将残差加至初步融合结果中,可得到最终的融合结果P_R:

$$P_R=\hat{P}_R+R_R \tag{10}$$

2 OL-RASDF方法

2.1 OL-RASDF对象级融合策略

面向对象的处理策略是指以语义一致性强的对象作为基本单元来对影像进行处理分析等操作,该策略已应用于遥感变化检测[26-27]、分类[28-29]和全色锐化[30]等领域。与面向像元的策略相比,面向对象的策略能更准确地结合邻域信息,增强空间自相关性和空间连续性,保留更多的空间结构和形态特征,减少类内光谱差异的影响[31],且具有更少的基本处理单元。现阶段绝大部分时空融合方法以像元作为基本融合单元[32]。为此,本文采用近年来用于加权函数法的面向对象的时空融合策略[33]来增强RASDF,将计算负担沉重的加权结合邻域像元信息步骤转换为更轻量、更可靠的对象级融合步骤,从根源上改善融合效率低下且结果模糊的问题。

在RASDF中,空间滤波和残差分配中加权结合邻域信息步骤可以描述如下:

$$Z(x_t,y_t,b)=S(x_t,y_t,b)+\sum_{k=1}^{K}W_k\times\left[Y(x_k,y_k,b)-M(x_k,y_k,b)\right] \tag{11}$$

式中,Z表示该融合步骤后的结果;在空间滤波中,如式(7)所示,S和M均表示辅助时相高分辨率影像;Y为局部解混后的结果;在残差分配中,如式(9)和式(10)所示,S为空间滤波步骤后的结果,Y为两时相低分辨率影像的变化值,M为两时相高分辨率影像的变化值。

将式(11)由像元级融合转化为对象级融合前,首先需要对辅助时相的高分辨率影像进行分

割,以确保获得语义一致性强的分割块。为此,本文采用 eCognition 软件中的多尺度分割算法,该算法基于影像的光谱、纹理及形状特征,能够自适应地进行多尺度分割[34-35],进而提高分割结果的精度和对象识别的一致性,能够满足本文对高分辨率影像的处理需求。在拥有多时相辅助影像的场景,可将辅助影像在光谱维进行堆叠后再进行分割处理,能够提高分割结果的适用性。本实验中分割参数的设置参考文献[36],形状权重和紧致度权重分别设置为 0.5 和 0.6,尺度参数设置为 150,其中尺度参数是多尺度分割算法中的关键参数,用于定义各分割块内异质性的容忍阈值,则该值越大则分割后的对象尺寸越大。

理论上,时空融合中利用移动窗口策略加权结合邻域像元信息时需满足以下 3 个假设:(1)光谱相似相邻像元均位于中心像元周边的矩形滑动窗口内;(2)中心像元与其光谱相似相邻像元具有相似的变化模式;(3)地物类别未发生变化。要将像元级方法更改为对象级方法,需合理修改这些假设(图 2)。

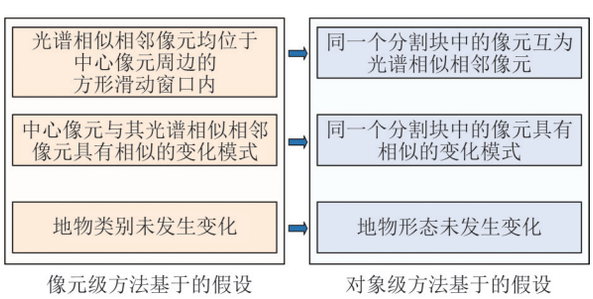


图 2　像元级方法所基于的假设以及转化为对象级方法后所基于的假设

Fig. 2　Assumptions Based on Pixel Level Methods and After Conversion to Object Level Methods

对象级融合方法分别将上述假设修改为:(1)同一个分割块中的像元互为光谱相似相邻像元;(2)同一个分割块中的像元具有相似变化模式;(3)地物形态在两时相未发生变化。基于这些新假设,可用对象取代像元成为基本的融合单元,公式(11)的对象级方法可以表示为:

$$Z(s,b)=S(x_s,y_s,b)+Y(s,b)-M(s,b) \quad (12)$$

式中,s 为分割块索引;(x_s,y_s) 表示在分割块 s 中的像元。

2.2　OL-RASDF 原理

根据面向对象时空融合策略中提出的同分割块中像元互为光谱相似相邻像元且具有相似变化模式的假设,可以认为语义一致性较强的分割块内的像元在两时相的变化值较为接近。因此,可将 RASDF 中解算的两时相变化值和残差值在各分割块中进行均值化处理,再直接分配至各分割块中,从而实现对象级邻域信息结合。该策略既确保了邻域信息的融合受到分割结果的有效约束,又大幅度减少了计算量(图 3)。

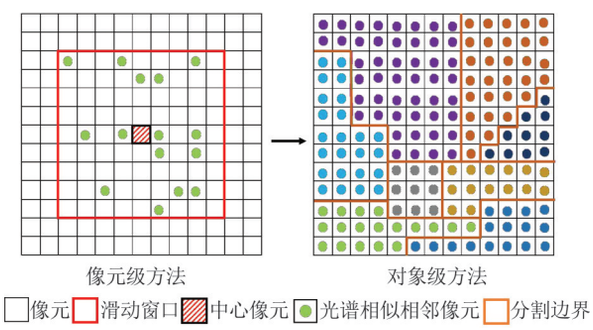


图 3　像元级方法与对象级方法在结合光谱相似相邻像元信息的差异

Fig. 3　Differences Between Pixel Level Methods and Object Level Methods in Combining the Information of Spectrally Similar Neighbor Pixels

OL-RASDF 的流程包括影像分割、可靠性空间分布图获取、全局线性解混、局部线性解混和对象级残差分配 5 个步骤(图 4)。与 RASDF 相比,OL-RASDF 增加了影像分割步骤,并将原 RASDF 方法中的空间滤波和残差分配优化为对象级残差分配。在 RASDF 方法中,为了消除局部线性解混步骤中产生的块状伪影,采用了全图空间滤波的策略。该方法通过移动窗口逐像元加权结合来实现,带来了巨大的计算负担,尤其是在大面积影像处理时尤为明显。为此,OL-RASDF 利用分割块作为基本单元对局部解混后两时相的变化值进行分配,从而有效消除了原方法中因局部解混引发的块效应。此改进替代了式(7)中的空间滤波步骤,显著减少了计算量。局部解混结果值分配的具体计算过程如下:

$$\hat{P}_{\mathrm{OLR}}(x_s,y_s,b)=F_B(x_s,y_s,b)+E\left[P_U(x_s,y_s,b)-F_B(x_s,y_s,b)\right] \quad (13)$$

式中,$\hat{P}_{\mathrm{OLR}}$ 表示 OL-RASDF 在局部解混值分配后的结果;E 表示对像元求平均亮度值。

与上述策略类似,OL-RASDF 在残差分配步骤中摒弃了原方法中基于移动窗口的相似邻域信息加权结合的策略,而是直接在分割块内求均值后再直接加至各分割块中,原方法中的式(9)和式(10)被简化为:

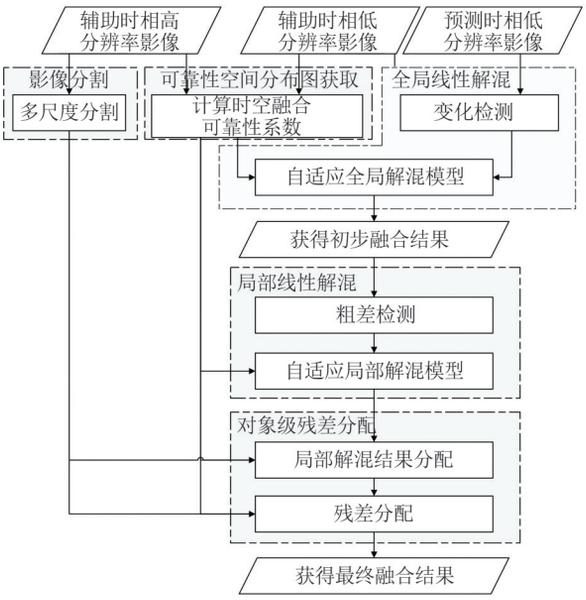


图4 OL-RASDF流程图

Fig. 4 Flowchart of OL-RASDF

$$R_{\mathrm{OLR}}(s,b)=E\left[C_P^{\uparrow}(x_s,y_s,b)-C_B^{\uparrow}(x_s,y_s,b)-\hat{P}_{\mathrm{OLR}}(x_s,y_s,b)+F_B(x_s,y_s,b)\right] \tag{14}$$

$$P_{\mathrm{OLR}}(x_s,y_s,b)=\hat{P}_{\mathrm{OLR}}(x_s,y_s,b)+R_{\mathrm{OLR}}(s,b) \tag{15}$$

式中,R_{OLR}和P_{OLR}分别为OL-RASDF的残差和最终融合结果;$C_B^{\uparrow}$和$C_P^{\uparrow}$分别表示最近邻插值后的辅助时相低分辨率影像和预测时相低分辨率影像。

3 实验设计

3.1 实验数据

为评估OL-RASDF的性能,本文选取了两个实验区进行验证。第一个实验区域位于乌克兰第聂伯河南岸的赫尔松州农业灌溉区(33.522 8°E,46.678 6°N),简称赫尔松农业区(图5)。该区域的农田形状为矩形或圆形,不同时相影像之间存在明显的物候差异。第二个实验区域位于我国江西省鄱阳湖南部(116.193 6°E,28.965 8°N),简称鄱阳湖南矶湿地区(图6)。该地区覆盖有中国南方典型的碎片化农田,并由于鄱阳湖的季节性变化而存在显著的地物类别变化。

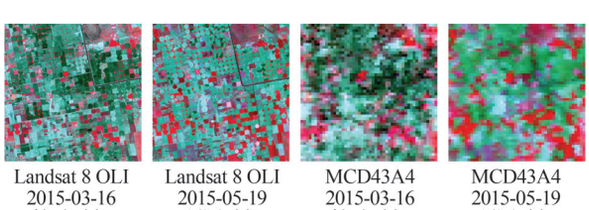


图5 赫尔松农业区影像

Fig. 5 Imagery of Kherson Agricultural Area

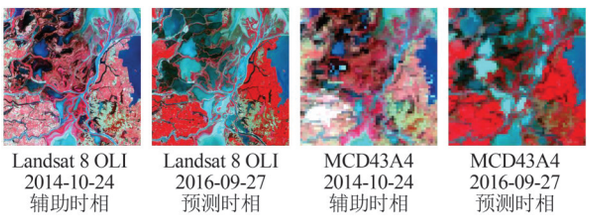


图6 鄱阳湖南矶湿地区影像

Fig. 6 Imagery of the Poyang Lake Nanji Wetland Area

在本文中,高分辨率影像均使用Landsat 8 OLI地表反射率产品,低分辨率影像使用MODIS地表反射率产品MCD43A4。所有影像均下载自Google Earth Engine,已完成了裁剪、投影、配准等预处理工作。其中赫尔松农业区Landsat 8 OLI影像分辨率为30 m,影像尺寸为800像元×800像元,MCD43A4影像重采样至480 m,影像尺寸为50像元×50像元,鄱阳湖南矶湿地区Landsat 8 OLI影像分辨率为30 m,影像尺寸为960像元×960像元,MCD43A4影像重采样至480 m,影像尺寸为60像元×60像元。上述影像均为六波段影像,包含蓝、绿、红、近红外、短波红外1和短波红外2波段。

3.2 性能评价

分别将OL-RASDF与RASDF、广泛使用的时空自适应反射率融合模型(spatial and temporal adaptive reflectance fusion model, STARFM)[12]和物候信息重建方面表现优异的三步融合法(a three-step method consisting of regression model fitting, spatial filtering and residual compensation, Fit-FC)[13]进行性能对比。性能评估包括定性评价和定量评价,定量评价中使用均方根误差(root mean square error, RMSE)、结构相似性指数(structure similarity index measure, SSIM)和光谱角(spectral angle mapper, SAM)三个常用指标。RMSE和SAM越小、SSIM越大分别说明融合结果的光谱偏差越小、光谱相似度越高、结构相似度越高。实验中记录各方法融合时间以评估方法效率。此外,影像分割效果将直接影响OL-RASDF的精度和效率。为了评估OL-RASDF面对不同分割尺度参数的鲁棒性,尺度参数设置为50~250(以25为递增间隔)进行融合实验,对比融合精度和效率。所有融合实验均在搭载i7-10875H(2.30 GHz)、16 GB RAW和GeForce RTX 2060的计算机上运行,各方法均在MATLAB平台上开发,各方法选用默认参数。

4　结果与讨论

4.1　定性对比

图 7 展示了赫尔松农业区的实验结果及其子区域放大图,两个子区域均覆盖有圆形和矩形农田。可以发现 Fit-FC 的融合结果存在较明显的光谱偏差,且在物候快速变化的地区丢失较多空间信息。RASDF 和 STARFM 的融合结果存在较多椒盐状的噪声,农田块边界较模糊,农田块内部光谱信息显著不一致,未能准确反映农田空谱特征。借助于图像分割技术,OL-RASDF 的融合结果最清晰,农田的形态与真实影像最接近,农田的光谱信息最准确,且椒盐状噪声较少。鉴于农田的结构信息历年变化不明显,OL-RASDF 能够显著增强方法对结构信息的保留能力,提升融合质量。

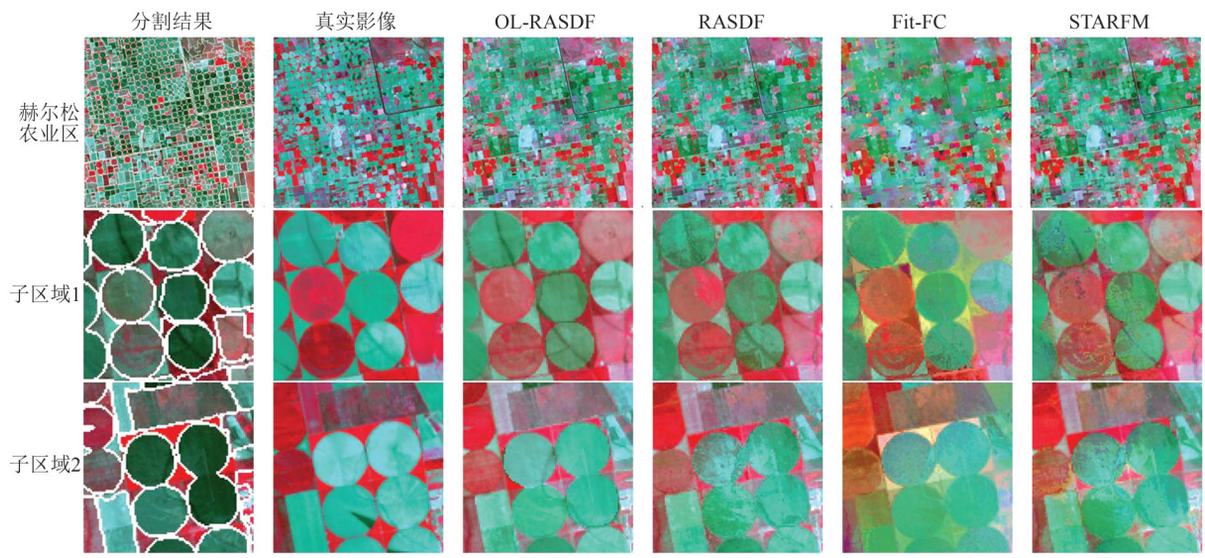


图 7　赫尔松农业区及子区域实验结果对比

Fig. 7　Comparison of Experimental Results for Kherson Agricultural Area and Sub-areas

图 8 展示了鄱阳湖南矶湿地区的实验结果,该地区涵盖了湿地、村镇以及破碎化农田等复杂地物类型,地表异质性较高,且物候和地表形态变化较为剧烈,因此恢复这些变化对所有融合方法提出了较大的挑战。在子区域 1 中可以直观看出,尽管鄱阳湖由枯水期转为丰水期,地表发生了形态变化,OL-RASDF 依然能够较为准确地重建湖泊边界,并且在光谱重建上与真实影像的相似度最高;在子区域 2 中,OL-RASDF 在光谱信息的重建上均优于其他 3 种方法,且农田、湖泊等地物的边界最清晰。

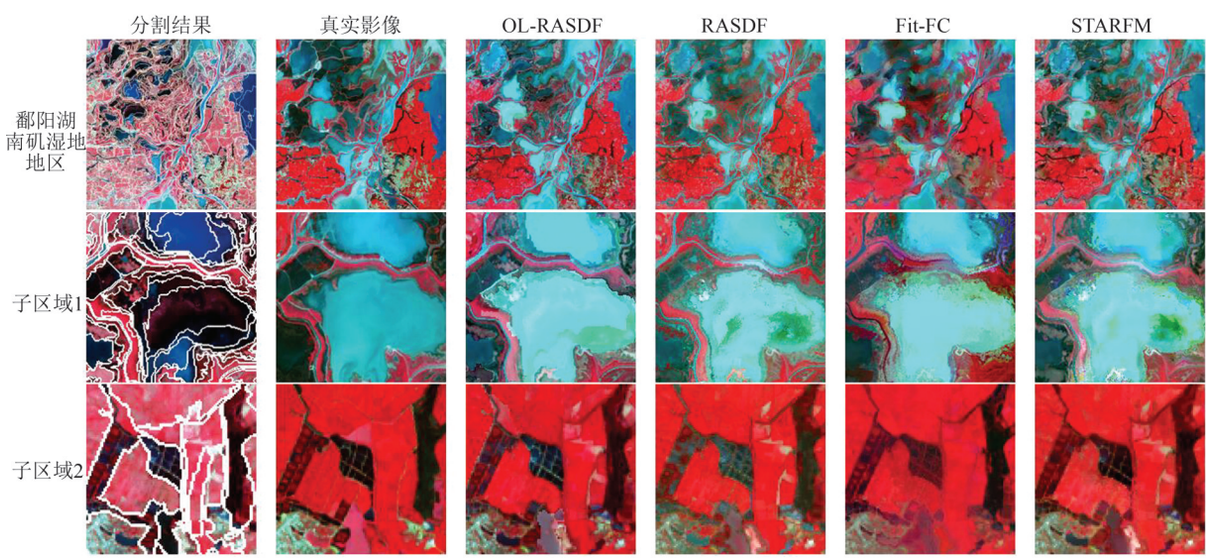


图 8　鄱阳湖南矶湿地区及子区域实验结果对比

Fig. 8　Comparison of Experimental Results for the Poyang Lake Nanji Wetland Area and Sub-areas

可见,相比STARFM、Fit-FC和RASDF,OL-RASDF更能准确重建出地表的结构信息,地物边界清晰,且在光谱信息预测上具有一定优势。

4.2 定量对比

赫尔松农业区和鄱阳湖南矶湿地区实验的定量评估结果见表1、表2,加粗数值代表最优。OL-RASDF在两个地区均取得了最佳总体精度,尤其在SSIM上优势明显,融合结果在结构上与真实影像最接近。融合效率对比如图9所示,OL-RASDF消耗了最少的时间,且在赫尔松农业区和鄱阳湖南矶湿地区的实验中,融合时间消耗相比原RASDF方法平均分别减少66.6%和57.5%,效率提升显著。

表1 赫尔松农业区实验定量评估结果

Table 1 Qualitative Assessment Results in Kherson Agricultural Area

方法	蓝		绿		红		近红外		短波红外1		短波红外2		平均		
	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	SAM /(°)
STARFM	0.0130	0.9299	0.0145	0.9408	0.0198	0.8943	0.0639	0.7390	0.0428	0.7910	0.0476	0.7787	0.0336	0.8456	0.2237
Fit-FC	0.0139	0.9239	0.0146	0.9406	0.0217	0.8722	0.0686	0.7116	0.0474	0.7725	0.0523	0.7397	0.0364	0.8268	0.2396
RASDF	**0.0127**	0.9323	0.0165	0.9432	0.0203	0.8984	0.0799	0.7367	0.0433	0.7995	**0.0440**	0.7857	0.0331	0.8493	0.2200
OL-RASDF	**0.0127**	**0.9339**	**0.0143**	**0.9439**	**0.0194**	**0.9029**	**0.0621**	**0.7691**	**0.0419**	**0.8164**	0.0458	**0.8076**	**0.0327**	**0.8623**	**0.2179**

表2 鄱阳湖南矶湿地区实验定量评估结果

Table 2 Qualitative Assessment Results in Poyang Lake Nanji Wetland Area

方法	蓝		绿		红		近红外		短波红外1		短波红外2		平均		
	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	RMSE	SSIM	SAM /(°)
STARFM	0.0163	0.9133	0.0182	0.9209	**0.0247**	0.8550	0.0642	0.6372	0.0577	0.6382	0.0383	0.6980	0.0365	0.7771	0.3187
Fit-FC	0.0193	0.9002	0.0189	0.9169	0.0255	**0.8578**	0.0658	0.6385	0.0587	0.6146	0.0387	0.7042	0.0378	0.7720	0.3336
RASDF	0.0164	0.9038	0.0188	0.9075	0.0264	0.8206	0.0653	0.6311	**0.0569**	0.6525	**0.0381**	0.7034	0.0370	0.7698	0.3209
OL-RASDF	**0.0155**	**0.9163**	**0.0180**	**0.9196**	0.0251	0.8458	**0.0614**	**0.6688**	0.0573	**0.6531**	0.0386	**0.7045**	**0.0360**	**0.7847**	**0.3134**

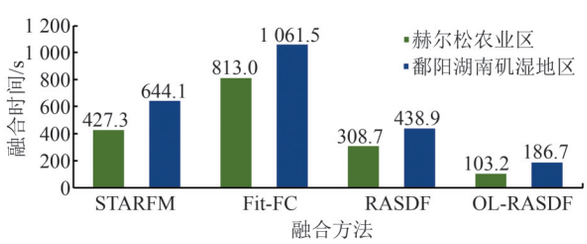


图9 融合效率对比

Fig. 9 Comparison of Fusion Efficiency

4.3 分割参数鲁棒性测试

不同尺度参数下的分割结果见图10,尺度参数设置越小,分割算法对分割块内部异质性的容忍度越低,分割结果越细碎,可能造成边界信息冗余。尺度参数设置越大,分割后的对象尺寸越大,未能较好地捕捉到边界信息。因此,分割参数需与影像分辨率和地物情况匹配。图11展示了在不同尺度参数下的融合效率和精度,随着尺度参数的增加,融合效率提升,但在尺度参数大于150后边际效应明显,SAM随着尺度参数的增加先略微降低后略微增加。在两个实验区中,尺度参数设置范围在50~250并不会显著影响融合精度,OL-RASDF面对尺度参数具有较强的鲁棒性。

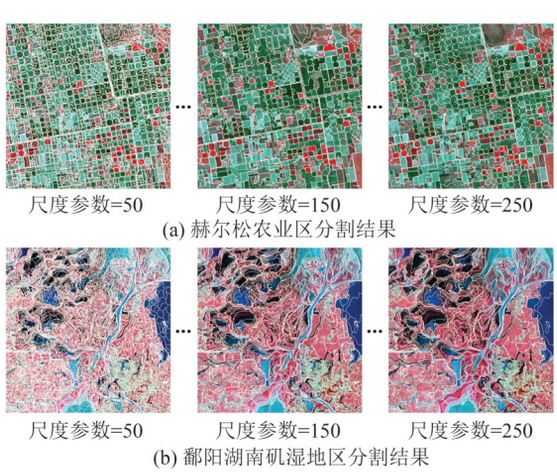
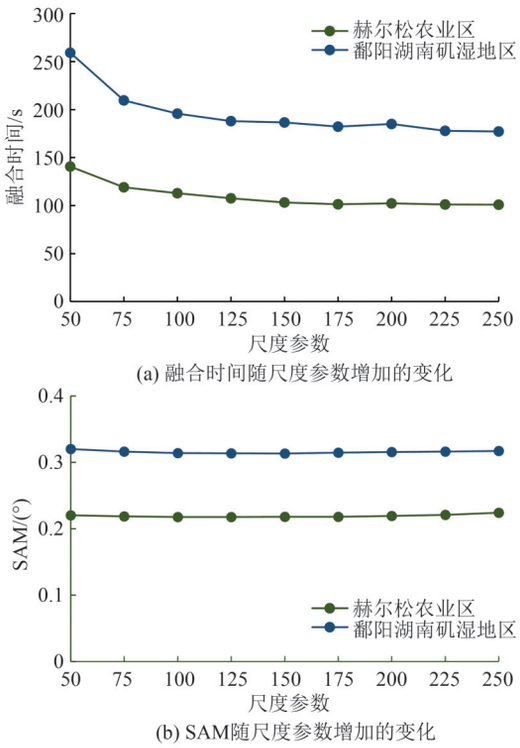


图10 不同尺度参数下的分割结果

Fig. 10 SegmentationResultsUnderDifferentScaleValues

5 结 语

本文提出了一种基于面向对象策略的OL-RASDF,该方法将空间滤波和残差分配中的加权结合邻域信息步骤转换为对象级融合步骤,使得OL-RASDF能更准确地结合邻域信息,增强空间



(a) 融合时间随尺度参数增加的变化

(b) SAM随尺度参数增加的变化

图 11　不同尺度参数下的融合效率和精度

Fig. 11　Efficiency and Accuracy at Different Scale Values

自相关性和空间连续性,保留更多的空间结构和形态特征,减少类内光谱差异的影响,显著提升融合效率。实验结果表明,OL-RASDF 相比 RASDF、Fit-FC 和 STARFM,在重建光谱信息和空间信息上均存在优势,且具有最佳效率,两个实验区融合时间消耗相比原 RASDF 方法分别减少了 66.6% 和 57.5%,显著增强了时空融合方法的可靠性和大尺度融合场景下的适用性。

参　考　文　献

[1] GONG P, CHEN B, LI X C, et al. Mapping Essential Urban Land Use Categories in China (EULUC-China): Preliminary Results for 2018 [J]. *Science Bulletin*, 2020, 65(3): 182-187.

[2] CHEN C, PARK T, WANG X H, et al. China and India Lead in Greening of the World Through Land-Use Management [J]. *Nature Sustainability*, 2019, 2: 122-129.

[3] 程筱茜. 红碱淖水体遥感动态变化监测研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020.
CHENG Xiaoqian. Research on the Remote Sensing Dynamic Change Monitoring of Hongjiannao Water Body [D]. Beijing: China University of Geosciences, 2020.

[4] ALVES D B, LIOVERÍA R M, PÉREZ-CABELLO F, et al. Fusing Landsat and MODIS Data to Retrieve Multispectral Information from Fire-Affected Areas over Tropical Savannah Environments in the Brazilian Amazon [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(22): 7919-7941.

[5] 石晨烈, 王旭红, 张萌, 等. 3种时空融合算法在洪水监测中的适用性研究[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(2): 111-119.
SHI Chenlie, WANG Xuhong, ZHANG Meng, et al. Analysis of the Applicability of Three Remote Sensing Spatiotemporal Fusion Algorithms in Flood Monitoring [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2020, 32(2): 111-119.

[6] ZHANG F, ZHU X L, LIU D S. Blending MODIS and Landsat Images for Urban Flood Mapping [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(9): 3237-3253.

[7] ZHU X L, CAI F Y, TIAN J Q, et al. Spatiotemporal Fusion of Multisource Remote Sensing Data: Literature Survey, Taxonomy, Principles, Applications, and Future Directions [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(4): 527.

[8] 黄波, 赵涌泉. 多源卫星遥感影像时空融合研究的现状及展望[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1492-1499.
HUANG Bo, ZHAO Yongquan. Research Status and Prospect of Spatiotemporal Fusion of Multi-source Satellite Remote Sensing Imagery[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1492-1499.

[9] 谢广奇. 地球静止轨道高分辨率遥感卫星影像时-空-谱融合方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 490.
XIE Guangqi. Spatio-temporal-spectrum Fusion Method of Geostationary High-Resolution Remote Sensing Satellite Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(3): 490.

[10] TANG Y J, WANG Q M, TONG X H, et al. Generation of 100-m, Hourly Land Surface Temperature Based on Spatio-temporal Fusion [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5001716.

[11] 黄波. 时空遥感影像融合研究的进展与趋势[J]. 四川师范大学学报(自然科学版), 2020, 43(4): 427-434.
HUANG Bo. Research Progress and Trend of Spatial and Temporal Remote Sensing Image Fusion [J]. *Journal of Sichuan Normal University (Natural Science)*, 2020, 43(4): 427-434.

[12] 景映红, 沈焕锋, 李星华, 等. 数据融合视角下的遥感参量空间降尺度[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 175-189.
JING Yinghong, SHEN Huanfeng, LI Xinghua, et al. Spatial Downscaling of Remote Sensing Parameters from Perspective of Data Fusion[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 175-189.

[13] 邬明权, 王洁, 牛铮, 等. 融合 MODIS 与 Landsat 数据生成高时间分辨率 Landsat 数据[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(1): 80-84.
WU Mingquan, WANG Jie, NIU Zheng, et al. A Model for Spatial and Temporal Data Fusion[J]. *Journal of*

Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(1): 80-84.

[14] WANG Q M, PENG K D, TANG Y J, et al. Blocks-Removed Spatial Unmixing for Downscaling MODIS Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 256: 112325.

[15] GAO F, MASEK J, SCHWALLER M, et al. On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(8): 2207-2218.

[16] WANG Q M, ATKINSON P M. Spatio-temporal Fusion for Daily Sentinel-2 Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 31-42.

[17] SHEN H F, MENG X C, ZHANG L P. An Integrated Framework for the Spatiotemporal-Spectral Fusion of Remote Sensing Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(12): 7135-7148.

[18] JIE X, YEE L, TUNG F. A Bayesian Data Fusion Approach to Spatiotemporal Fusion of Remotely Sensed Images[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(12): 1310.

[19] ERDEM F, AVDAN U. STFRDN: A Residual Dense Network for Remote Sensing Image Spatiotemporal Fusion[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2023, 44(10): 3259-3277.

[20] TAN Z Y, GAO M L, YUAN J, et al. A Robust Model for MODIS and Landsat Image Fusion Considering Input Noise[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5407217.

[21] ZHU X L, HELMER E H, GAO F, et al. A Flexible Spatiotemporal Method for Fusing Satellite Images with Different Resolutions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 172: 165-177.

[22] GAO H, ZHU X L, GUAN Q F, et al. CuFSDAF: An Enhanced Flexible Spatiotemporal Data Fusion Algorithm Parallelized Using Graphics Processing Units[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 4403016.

[23] GUO H C, YE D Q, XU H, et al. OBSUM: An Object-Based Spatial Unmixing Model for Spatiotemporal Fusion of Remote Sensing Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 304: 114046.

[24] XU C, DU X P, YAN Z Z, et al. VSDF: A Variation-Based Spatiotemporal Data Fusion Method[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 283: 113309.

[25] SHI W Z, GUO D Z, ZHANG H. A Reliable and Adaptive Spatiotemporal Data Fusion Method for Blending Multi-Spatiotemporal-Resolution Satellite Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268: 112770.

[26] 郝明. 基于空间信息准确性增强的遥感影像变化检测方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2015.
HAO Ming. Change Detection Methods for Remotely Sensed Images Based on Enhanced Spatial Information[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2015.

[27] 张慧芳, 张鹏林, 晁剑. 使用多尺度模糊融合的高分影像变化检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(2): 296-303.
ZHANG Huifang, ZHANG Penglin, CHAO Jian. Change Detection by Multi-Scale Fuzzy Fusion on High Resolution Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(2): 296-303.

[28] GUAN X D, LIU G H, HUANG C, et al. An Object-Based Linear Weight Assignment Fusion Scheme to Improve Classification Accuracy Using Landsat and MODIS Data at the Decision Level[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(12): 6989-7002.

[29] 张新长, 黄健锋, 宁婷. 高分辨率遥感影像耕地提取研究进展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1582-1590.
ZHANG Xinchang, HUANG Jianfeng, NING Ting. Progress and Prospect of Cultivated Land Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1582-1590.

[30] ZHANG Y H, ATKINSON P M, LING F, et al. Object-Based Area-to-Point Regression Kriging for Pansharpening[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(10): 8599-8614.

[31] HOSSAIN M D, CHEN D M. Segmentation for Object-Based Image Analysis (OBIA): A Review of Algorithms and Challenges From Remote Sensing Perspective[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 150: 115-134.

[32] LI J, LI Y F, HE L, et al. Spatio-Temporal Fusion for Remote Sensing Data: An Overview and New Benchmark[J]. *Science China Information Sciences*, 2020, 63(4): 140301.

[33] GUO D Z, SHI W Z, ZHANG H, et al. A Flexible Object-Level Processing Strategy to Enhance the Weight Function-Based Spatiotemporal Fusion Method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4414811.

[34] EZ-ZAHOUANI B, TEODORO A, EL KHARKI O, et al. Remote Sensing Imagery Segmentation in Object-Based Analysis: A Review of Methods, Optimization, and Quality Evaluation over the Past 20 Years[J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2023, 32: 101031.

[35] CHEN A, XU C, ZHANG M, et al. Cross-Scale Mapping of Above-Ground Biomass and Shrub Dominance by Integrating UAV and Satellite Data in Temperate Grassland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 304: 114024.

[36] ZHANG H, SUN Y, SHI W Z, et al. An Object-Based Spatiotemporal Fusion Model for Remote Sensing Images[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2021, 54(1): 86-101.