

doi: 10.6046/zrzyyg.2023026

引用格式: 赵鹤婷, 李小军, 徐欣钰, 等. 基于 ICM 的高光谱图像自适应全色锐化算法[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(2): 97-104. (Zhao H T, Li X J, Xu X Y, et al. An ICM-based adaptive pansharpening algorithm for hyperspectral images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(2): 97-104.)

基于 ICM 的高光谱图像自适应全色锐化算法

赵鹤婷¹, 李小军^{1,2,3}, 徐欣钰¹, 盖钧飞¹

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

摘要: 针对高光谱图像全色锐化中的光谱失真和纹理细节提升不足问题, 结合交叉皮层神经网络模型(intersecting cortical model, ICM), 提出一种自适应高光谱图像全色锐化算法。该算法采用 ICM 分割, 先将高光谱图像与空间分辨率较为接近的多光谱图像进行匹配融合, 再将结果与高分辨率的全色图像融合, 以获得同时具有全色图像的高空间分辨率和高光谱图像的光谱分辨率融合结果。同时, 在锐化融合中采用灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)自适应优化 ICM 模型参数, 生成最优非规则分割区域, 为高光谱图像提供更精准全面的细节和光谱信息。采用 2 组资源一号 02D 卫星高光谱数据集进行实验验证, 结果表明, 提出的新的锐化融合算法在空间细节和光谱信息评价指标上均表现最优, 验证了该算法有效性。

关键词: 全色锐化; 交叉皮层模型; 高光谱图像; 灰狼优化算法; 遥感图像融合

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)02-0097-08

0 引言

高光谱成像技术是一种新兴成像技术, 成像传感器通常采集数百个光谱波段, 具有很高的光谱覆盖率^[1]。然而, 受信噪比等因素的制约, 还无法同时实现兼顾光谱分辨率和空间分辨率的高分辨率成像, 导致获取的高光谱图像空间分辨率相对较低^[2]。利用遥感图像锐化融合技术, 将高光谱数据与多光谱、全色数据进行空谱融合处理, 可以有效提升高光谱数据的空间分辨能力^[3]。全色锐化技术是将获取同一场景的全色图像和多/高光谱图像进行锐化融合, 从而生成同时具有高空间和高光谱分辨率的融合图像^[4]。

传统遥感图像全色锐化方法中, 主要分为多分辨率分析方法和成分替代方法 2 类^[5]。多分辨率分析方法的基本思想是多分辨率的分解与重构, 通常通过线性分解的方法, 从全色图像中提取空间细节信息, 之后将其注入到多/高光谱图像中, 使空间和光谱特征的渲染达到良好的平衡^[5]。广泛使用的多分辨率分析方法包括拉普拉斯金字塔分解^[6]、多

孔小波变换(à trous wavelet transform, ATWT)^[7]、形态算子融合(morphological operators fusion, MOF)法^[5]、高通滤波(high pass filtering, HPF)^[8]、基于平滑滤波器的强度调制(smoothing filter-based intensity, SFIM)^[9]等。成分替代方法首先将多光谱图像的空间结构和光谱信息分离, 然后将原始图像的空间信息成分替换为高空间分辨率图像。经典的基于成分替代的融合方法包括强度-色调-饱和度(intensity-hue-saturation, IHS)融合方法^[10]、主成分分析(principal component analysis, PCA)融合方法^[11]、Gram-Schmidt(GS)变换融合方法^[12]、色彩标准化变换(Brovey)融合方法^[4]、基于物理约束的波段相关空间细节方法(band-dependent spatial detail with physical constraints, BDSD-PC)^[4]等。成分替代法可以得到丰富的空间信息, 但通常伴随着光谱失真较为严重的问题。此外, 还有学者利用深度学习的方法来探索源图像的层次特征以解决全色锐化问题。常见的基于深度学习的全色锐化方法有卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度残差全色锐化神经网络(deep residual pan-sharpening neural network, DRPNN)等^[13]。

收稿日期: 2023-02-13; 修订日期: 2023-07-03

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于脉冲耦合神经网络的高光谱遥感图像融合方法研究”(编号: 41861055)、中国博士后基金项目(编号: 2019M653795)和兰州交通大学(201806)优秀平台共同资助。

第一作者: 赵鹤婷(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感图像融合。Email: lzjtzt@163.com。

通信作者: 李小军(1982-), 男, 副教授, 主要研究方向为遥感数字图像处理、神经网络。Email: xjlilzu@hotmail.com。

对于高光谱图像空间分辨率上的提升虽然已有很多成果,但是融合的结果仍然会出现光谱失真、图像视觉效果不佳等情况^[14]。原因主要有 2 个方面:一方面,传统全色锐化方法往往没有考虑高分遥感图像中的区域像素差异,仅仅在固定的矩形窗口中注入分割信息,忽略像素间的相关性,容易造成融合图像严重的光谱和细节失真;另一方面,高光谱图像的波段数目多,需要考虑与多光谱波段的对应,波段匹配的准则也会影响融合结果。交叉皮层模型(intersecting cortical model, ICM)是基于脉冲耦合神经网络模型(pulse coupled neural network, PCNN)改进的单层神经网络模型,与 PCNN 相比参数较少,且保留了 PCNN 变阈值、同步脉冲发放的特性,也不需要训练^[15]。其独特的生物学背景还能够突出图像的细节部分,同时保留图像轮廓部分,目前被广泛应用于图像处理领域。传统方法通常将 ICM 参数和迭代次数都设为固定的值,需要多次测试激活条件才能找到最佳参数,严重影响图像的融合效果。

为解决 ICM 参数选取不易的问题,以及利用分割的非规则区域进行自适应细节注入,获得细节和光谱保留更好的高光谱图像,本文提出一种基于 ICM 神经元模型的自适应高光谱图像全色锐化算法。首先将高光谱与多光谱图像进行波段匹配融合,生成中分辨率高光谱图像;再自适应注入全色图像的空间细节。利用灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)优秀的全局搜索能力,将优化的 ICM 模型用于高光谱遥感图像的分割,用分割得到的非规则区域计算空间细节注入的增益权重。与其他几种经典融合方法的对比实验表明,本方法在较好实现光谱保持的同时,增加了空间纹理细节,获得兼具高空间分辨率和光谱分辨率的高光谱图像。

1 理论基础

1.1 交叉皮层神经元模型

ICM 模型是由若干神经元组成的二维横向连接神经网络。它是 Eckhorn 等^[15]基于对家猫视觉皮层的研究,借鉴 PCNN 模型的优点,进而优化提出。ICM 模型具备空间邻域神经元同步脉冲发放、非线性调制的特性,且模型中待定参数较少^[16]。应用于图像处理时,图像的一个像素即代表一个神经元^[17]。ICM 模型结构如图 1 所示,对应数学表达式如下:

$$OP_{ij} = \sum_{pq \in N_s(ij)} W_{ijpq} [Y_{pq}(n-1)], \quad (1)$$

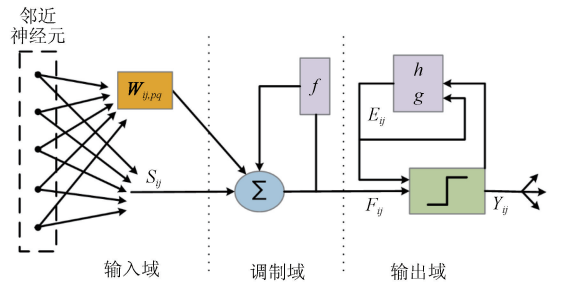


图 1 ICM 神经元模型

Fig. 1 Neural model of ICM

$$F_{ij}(n) = fF_{ij}(n-1) + S_{ij} + OP_{ij}, \quad (2)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & F_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0 & F_{ij}(n) \leq E_{ij}(n-1) \end{cases}, \quad (3)$$

$$E_{ij}(n) = gE_{ij}(n-1) + hY_{ij}(n), \quad (4)$$

式中:索引 i, j 和索引 p, q 分别为当前神经元位置和邻域神经元位置; p, q 为与 i, j 神经元相连接的八邻域神经元; $N_s(ij)$ 为神经元 i 和 j 的八邻域; n 为迭代次数; OP 为邻域神经元输入,由邻近神经元脉冲输出 Y_{pq} 和权值矩阵 W_{ijpq} 组成; S_{ij} 为外部活动刺激,即输入的遥感图像灰度值; F_{ij} 为反馈输入; E_{ij} 为活动阈值; f 和 g 分别为 F_{ij} 和 E_{ij} 的衰减系数;系数 h 决定神经元在被激发后阈值的增量;在模型运行中,当 $F_{ij} > E_{ij}$ 时,模型中的神经元被激发,产生输出脉冲,神经元发生点火,此时阈值 E_{ij} 大幅增加,并随着迭代进行在衰减因子 g 的作用下不断衰减,当衰减到小于内部活动项时,神经元再次点火,如此迭代循环。

1.2 GWO 算法

GWO 算法是一种群体智能优化方法,通过模拟灰狼群体协作捕食的过程实现优化的目的^[18]。首先定义狼群中最佳的前 3 只领头狼依次为 α, β 和 δ ,它们领导其他狼朝向搜索空间中有希望的区域。其余的灰狼定义为搜索狼 ω ,它们环绕 α, β 或 δ 进行比较,等待位置更新。算法具体实施步骤如下:

1) 初始化灰狼种群,随机产生 n 个狼的位置;初始化收敛因子 a 、系数矩阵 A 和 C 的值;初始化领头狼 α, β, δ 的位置 $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ 的值。

2) 计算每只狼的适应度值。

3) 比较第 i 只搜索狼的适应度值 f_i 和 X_α, X_β 及 X_δ 的适应度值,若 f_i 更优,则用 X_i 更新 X_α, X_β 或 X_δ 。

4) 所有狼根据式(5)–(7)活动,并按照式(8)–(10)计算 a, A 和 C 的值,直至每只搜索狼的位置都得到更新。式中: t 为当前迭代; T 为最大迭代次数; $X(t)$ 为当前搜索狼的位置向量; $X(t+1)$ 为更新后的搜索狼的位置向量; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之

间的随机数。 α, β, δ 狼与其他灰狼个体的距离为:

$$D_k = |C_k X_k - X(t)|, k = \alpha, \beta, \delta, \quad (5)$$

搜索狼向 α, β, δ 狼移动,公式为:

$$X_i(t+1) = X_k - A_k D_k, i = 1, 2, 3, k = \alpha, \beta, \delta, \quad (6)$$

搜索狼的最终位置,公式为:

$$X(t+1) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 X_i(t+1), \quad (7)$$

系数计算公式为:

$$a = 2 - \frac{2t}{T}, \quad (8)$$

$$A_k = 2r_1 \cdot a - a, k = \alpha, \beta, \delta, \quad (9)$$

$$C_k = 2r_2, k = \alpha, \beta, \delta. \quad (10)$$

5) 根据适应度条件,如果达到结束条件,则迭代结束;否则返回 2)。

2 基于参数自适应 ICM 的全色锐化算法

由于高光谱图像与全色图像的空谱分辨率差异较大,且高光谱图像光谱波段众多,数据存在冗余,直接利用全色图像实现高光谱图像的全色锐化容易导致严重的空谱失真。然而多光谱图像的空谱分辨率介于两者之间,在融合中可以为高光谱图像提供空间信息。考虑到图像各自的特点,本文提出将高光谱图像先与多光谱图像进行锐化融合,得到的中分辨率高光谱图像再与全色图像进行融合的思路,完成高光谱图像全色锐化。本文算法流程如图 2 所示,主要包括波段匹配、参数自适应 ICM 设计、高光谱-多光谱图像锐化融合和中分高光谱-全色图像锐化融合几个部分,图中 $\otimes$ 表示自适应权重与提取的空间细节子图像点积,得到注入增益; $\oplus$ 表示将

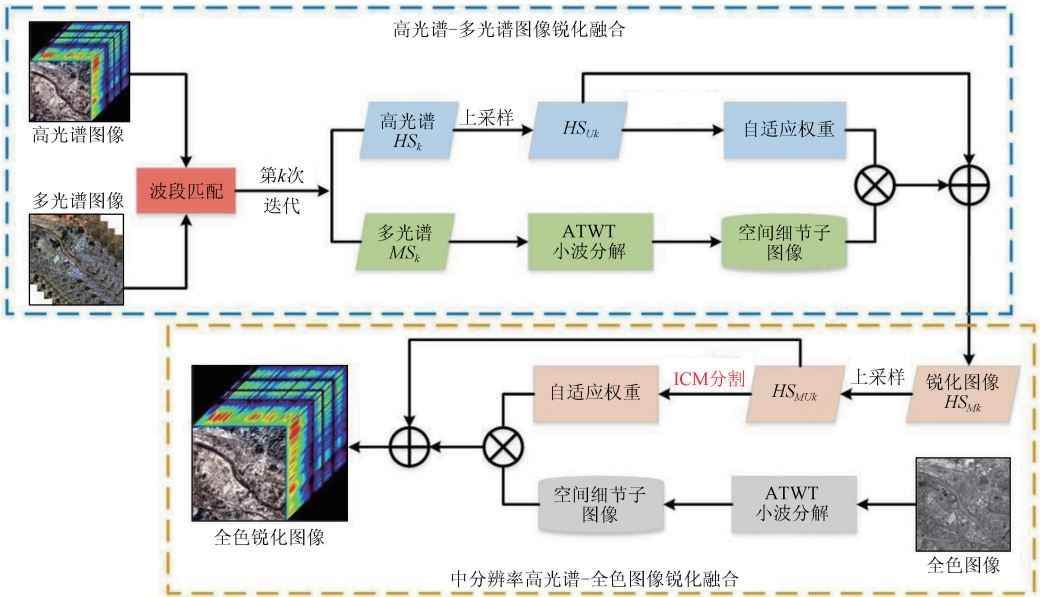


图 2 本文算法流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of algorithm flow

注入增益与上采样的高光谱图像对应相加。

2.1 波段匹配

在高光谱与多光谱图像的锐化过程中,由于波段数量上属于“多对多”融合,因此波段的对应性是必须要考虑的关键问题^[14]。通过制定准则,选择包含最相关信息的多光谱波段来增强当前高光谱波段,使产生的光谱失真最小,也是减少多通道图像冗

余的一种有效方法。本文采用融合评价指标空间相关系数(spatial correlation coefficient, SCC)值为准则,匹配高光谱和多光谱图像的波段。具体方法为将多光谱的 m 个波段分别与 h 个高光谱波段计算 SCC 值,得到 $m \times h$ 数据矩阵。每个高光谱波段的 m 个 SCC 值中,最大值所在波段,即为该高光谱波段匹配的多光谱波段。SCC 的数学表达式为:

$$SCC = \frac{\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^m [(HS_{(i,j)} - \mu_{HS})(MS_{(i,j)} - \mu_{MS})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^m (HS_{(i,j)} - \mu_{HS})^2 \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^m (MS_{(i,j)} - \mu_{MS})^2}}, \quad (11)$$

式中: $HS_{(i,j)}$ 和 $MS_{(i,j)}$ 分别为高光谱图像和多光谱

图像在 i, j 位置上的像素值; μ_{HS} 和 μ_{MS} 分别为高光

谱图像和多光谱图像的均值。

同时,若匹配的每组波段对中高光谱波段数大于 5,则使用最优聚类框架(optimal clustering framework, OCF)^[19]进行高光谱波段选择,波段选择的数量设置为 5;若高光谱波段数小于等于 5,则保持原有波段,从而减少高光谱图像信息冗余导致的细节注入增益权重计算误差。

2.2 参数自适应 ICM 设计

当 ICM 应用于图像分割时,参数 f 和 g 的选择尤为重要,二者共同影响着图像像素的激活状态。但在传统的 ICM 模型中,往往使用固定不变的经验值,并且每换一幅图像都需人工再重新设置参数,确定最终参数的过程复杂且不稳定。本研究采用灰狼优化算法优化 ICM 模型参数,实现参数的配置自适应,在迭代中获得参数 f 和 g 的组合最优解。

本文方法中,设每只狼的位置 X 为参数 f 或 g 值的一个值,搜索食物的过程,即为寻找 ICM 参数最优配置的过程。本文利用空间相关系数 SCC 和

光谱角映射(spectral angle mapper, SAM)构建适应度函数,适应度函数 $fitness$ 公式为:

$$fitness = (1 - SCC) + SAM, \quad (12)$$

$$SAM = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \arccos \left(\frac{\langle HS_i, HSO_i \rangle}{\|HS_i\| \cdot \|HSO_i\|} \right), \quad (13)$$

式中: M 为图像中的像素个数; HS 和 HSO 分别为原始高光谱图像和全色锐化图像。SCC 和 SAM 的结合能够从空间和光谱质量 2 个方面综合评价图像。参数 f 和 g 的值在搜索狼位置的迭代更新中,不断提高自己的适应度,直到满足迭代终止条件即融合指标最佳。

本文通过将 GWO 与 ICM 相结合,利用 ICM 模型的脉冲发放特性和 GWO 的空间随机搜索能力,来求解 ICM 中 2 个参数的最优值,解决了 ICM 参数需要人工设置的问题,实现了 ICM 分割参数的自适应。结合 GWO 的 ICM 参数优化流程如图 3 所示。

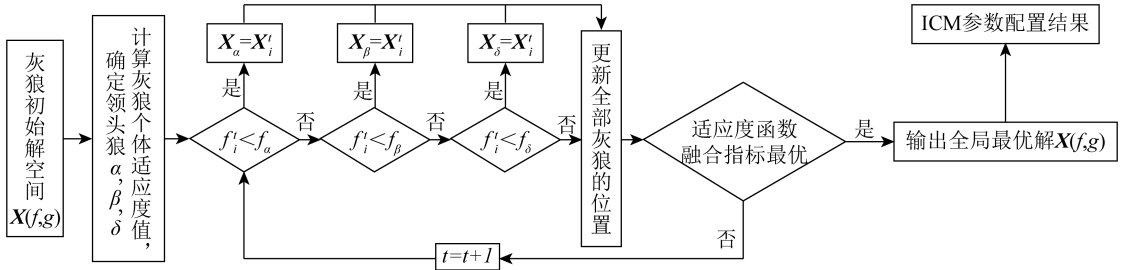


图 3 ICM 参数优化流程

Fig. 3 Process of ICM parameter optimization

2.3 高光谱与多光谱图像锐化融合

高光谱与多光谱图像锐化融合步骤如下:

1) 将原始高光谱遥感图像 HS 的 h 个波段和原始多光谱图像 MS 的 m 个波段进行配,得到 h 组波段对。

2) 在已匹配的每组波段对中,对 HS 按照 MS 大小,利用双三次非线性插值进行上采样得到 HS_U 。

3) 波段选择,使每组波段对中 HS 波段数小于等于 5,得到 HSC 。

4) 对 MS 执行 ATWT 小波分解,分解出高频和低频细节,将高频细节置 0 后,再执行小波逆变换得到图像 MS_L ,计算 MS 的空间细节 D_{MS} ,公式为:

$$D_{MS} = MS - MS_L. \quad (14)$$

5) 实现自适应 ICM 模型,将归一化的像素值 S_{ij} 作为外部输入,对波段选择后的 HSC 图像第 k 波段进行自适应参数 ICM 分割。用得到的非规则区域计算图像特征,并计算增益权重 w_{1k} ,直到所有像素

都被激发,公式分别为:

$$CR_{1k}[n] = \begin{cases} \frac{Cov(HS_{Uk}(i,j), MS_L(i,j))}{Cov(MS_L(i,j), MS_L(i,j))} & Y_{ij}[n] = 1 \\ 0 & Y_{ij}[n] \neq 1 \end{cases}, \quad (15)$$

$$w_{1k}[n] = \begin{cases} \frac{Std(HS_{Uk}(i,j))}{Std(MS_L(i,j))} & CR_{1k}[n] > 0 \\ 1 & CR_{1k}[n] \leq 0 \end{cases}, \quad (16)$$

式中: $Cov()$ 为协方差; $Std()$ 为标准差。

6) 将 MS 的空间细节按照增益权重注入到 HS_U 中,得到中分辨率高光谱图像 HS_{Mk} ,计算融合结果,具体计算公式为:

$$HS_{Mk} = HS_{Uk} + w_{1k} D_{MS}, \quad k = 1, \dots, h. \quad (17)$$

2.4 中分辨率高光谱与全色图像锐化融合

中分辨率高光谱与全色图像锐化融合步骤为:

1) 对得到的中分辨率高光谱图像 HS_M 进行双

三次非线性插值上采样,得到分辨率为原始全色图像 PAN 大小的高光谱图像 HS_{MU} 。

2)对 PAN 执行 ATWT 小波分解,分解出高频和低频细节,将高频细节置零后,再执行小波逆变换得到图像 PAN_L 。计算出全色图像细节 D_{PAN} ,公式为:

$$D_{PAN} = PAN - PAN_L。 \tag{18}$$

3)实现自适应 ICM 模型,将归一化的像素值 S_{ij} 作为外部输入,对 HS_M 第 k 波段进行自适应参数 ICM 分割。用得到非规则区域计算图像特征,并计算增益权重 w_{2k} ,直到所有像素都被激发,公式为:

$$CR_{2k}[n] = \begin{cases} \frac{Cov(HS_{Mk}(i,j),PAN_L(i,j))}{Cov(PAN_L(i,j),PAN_L(i,j))} & Y_{ij}[n] = 1 \\ 0 & Y_{ij}[n] \neq 1 \end{cases}, \tag{19}$$
$$w_{2k}[n] = \begin{cases} \frac{Std(HS_{uk}(i,j))}{Std(PAN_L(i,j))} & CR_{2k}[n] > 0 \\ 1 & CR_{2k}[n] \leq 0 \end{cases}。 \tag{20}$$

4)计算最后的融合图像 HSO_k 。具体公式为:

$$HSO_k = HS_{MUK} + w_{2k}D_{PAN}, k = 1, \cdots, h。 \tag{21}$$

3 实验结果与分析评价

3.1 实验数据集

为验证本文所提出算法的有效性,采用刘家峡山地区域和兰州市城市区域 2 个数据集进行了验证实验,其中高光谱图像来自资源一号 02D 遥感卫星,多光谱图像和全色图像来自高分二号遥感卫星。高光谱图像包含 166 个波段,分辨率 36 m,尺寸为 108 像素×108 像素;多光谱图像包含蓝光、绿光、红光、近红外 4 个波段,分辨率 4 m,尺寸为 972 像素×972 像素。全色图像空间分辨率 1 m,尺寸为 3 888 像素×3 888 像素。由于源图像来自不同卫星获取的数据,因此在融合之前,已对所有图像进行配准预处理。

3.2 锐化质量评价指标

对比实验中共采用了 6 个融合质量评价指标,从空间和光谱方面综合衡量锐化图像质量。包括均方根误差 (root mean squared error, RMSE)^[20]、峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)^[21]、全局相对误差 (erreur relative globale adimensionnelle de synthese, ERGAS)^[22]、光谱结构相似指数 (structural similarity index measure, SSIM)^[22]、失真度 (degree

of distortion, DD)^[21] 和 SAM。

RMSE 可以测量全色锐化图像和参考图像的差异程度,其值越接近 0,表示融合质量越好;PSNR 用于评估图像空间信息重构的丰歉程度,2 幅图像间的 PSNR 值越大,则越相似;ERGAS 能够客观地反映融合图像整体质量,其值由 RMSE 的总和组成,越接近 0 表示 2 幅图像相似度越高;SSIM 指标从亮度、对比度和结构 3 个方面衡量 2 幅图像的相似性,在图像质量评价中更符合人眼视觉特性,理想值为 1;DD 能够直接反映图像的光谱扭曲程度,以 2 幅图像灰度平均值的差值计算光谱变化程度,DD 值越大说明光谱扭曲越严重,理想值为 0;SAM 用于测量图像的全局光谱失真度,SAM 值越低表示光谱失真越少,理想值为 0。

3.3 对比实验

为了验证本文算法锐化融合结果的有效性,将本文方法分别与 GS^[12], PCA^[11], Brovey^[4], IHS^[10], ATWT^[7], HPF^[8], SFIM^[9], BDSD-PC^[4] 这 8 种方法进行了对比。其中 GS, PCA, Brovey, IHS, BDSD-PC 方法属于成分替代方法;ATWT, HPF, SFIM 方法属于多分辨率分析方法。图 4 和图 5 分别为刘家峡山地数据集和兰州城市数据集不同融合方法的对比结果。其中图 4(a)和图 5(a)为原始高光谱遥感图像,图 4(b)和图 5(b)是采用本文方法的融合结果,图 4(c)–(j)、图 5(c)–(j)是不同对比方法的融合结果图像。图 4 刘家峡山地数据集中,山地内植被丰富。从图中可以看出,GS, PCA, Brovey, IHS 这 4 种成分替代方法相较于多分辨率分析方法明显出现了较大的光谱扭曲,整体色调发生变化。成分替代方法之所以在光谱保留这方面有很大的劣势,是由于它基于图像全局的融合方式,全色图像和多、高光谱图像之间局部差异的情况没有被充分考虑,而该差异是由全色图像和多、高光谱图像波段之间的光谱不匹配引起的,就会导致明显的光谱失真。以 PCA 方法为例,该方法使用全色图像替换第一主成分分量,但由于变换后的第一主成分中也含有部分光谱信息,故可能存在着严重的光谱失真。本文方法融合结果的光谱特征与原始高光谱图像最为接近,光谱扭曲最小,能够较好地保持光谱信息,验证了所提算法对于光谱保真方面的性能。同时,从图中可以看出,本文方法对于空间纹理细节的注入较为全面。因此,本文提出的结合 ICM 自适应全色锐化算法在光谱保真和空间丰富的主观定性评价中效果较好。

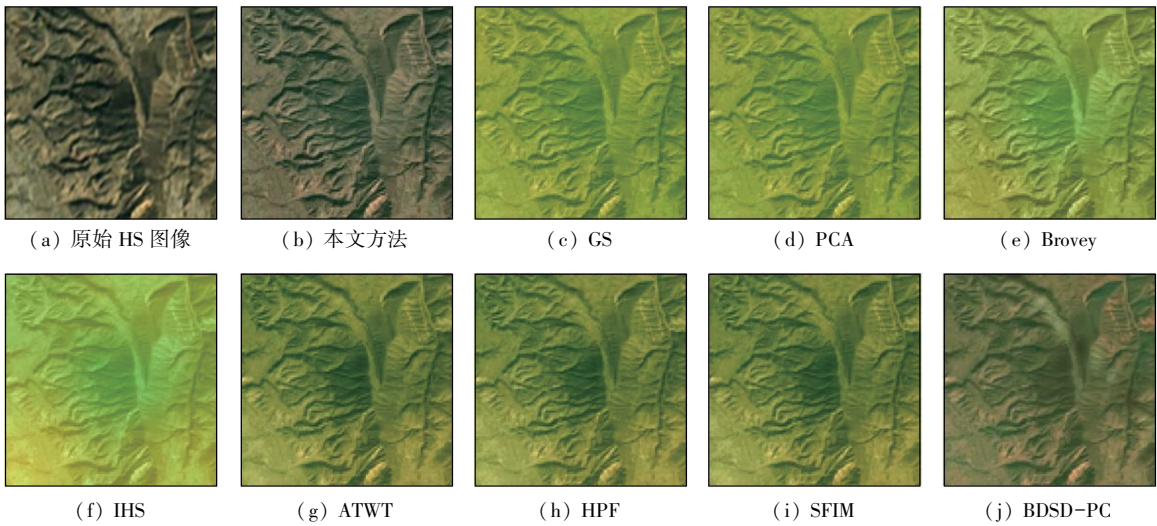


图 4 刘家峡山地数据集全色锐化结果

Fig. 4 Pansharpening results of Liujiaxia mountain dataset

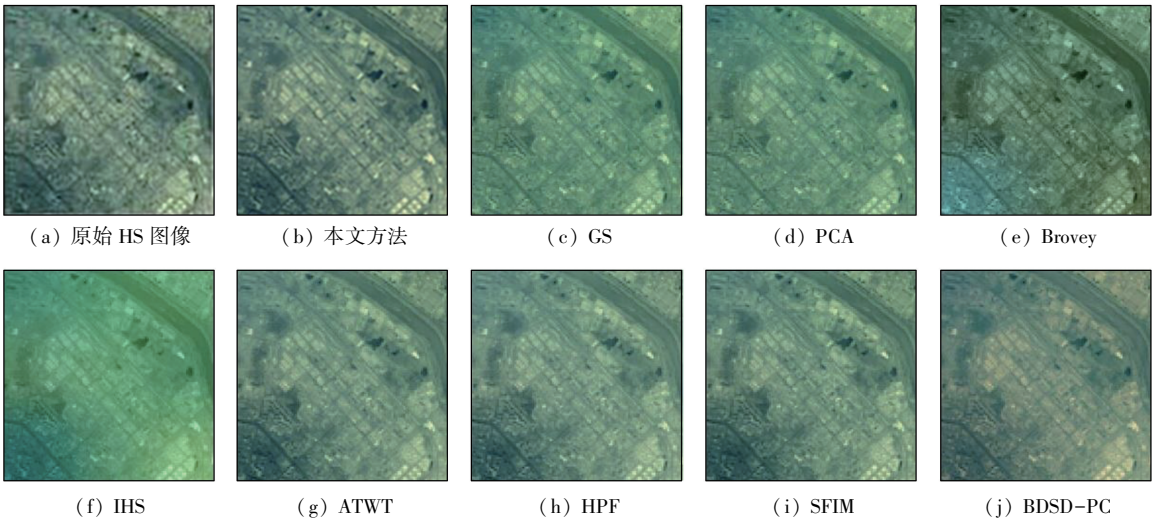


图 5 兰州城市数据集全色锐化结果

Fig. 5 Pansharpening results of Lanzhou City dataset

图 5 数据集为兰州城市地区, 具有较多的建筑物, 纹理细节丰富且光谱信息复杂。可以看出 GS, PCA, IHS 方法依然出现了较大的光谱扭曲, 其中 IHS 方法光谱失真程度最大。ATWT 方法和本文方法都是基于“à trous”小波提取细节信息, 但传统 ATWT 方法的细节注入权重是通过整幅图统一计算, 而本文方法是基于非规则区域自适应计算细节

注入系数, 从图中可以看出本文方法较 ATWT 方法的空间细节丰富程度更佳。综合图 5 中的全部融合结果, 本文方法目视效果最佳, 纹理细节提升明显且光谱保持较好。

本文提出方法和 8 种对比方法在 2 组数据集上的定量分析结果如表 1 和表 2 所示。可见本文方法的融合结果在 PSNR, RMSE, ERGAS, SSIM, DD 和

表 1 刘家峡山地数据集全色锐化比较结果

Tab. 1 Comparison results of Liujiaxia mountain datasets

方法	RMSE	PSNR/dB	ERGAS	SSIM	DD	SAM/(°)
本文方法	20.009 7	30.177 6	0.451 4	0.608 8	8.602 3	2.291 6
GS	32.571 1	21.565 7	0.815 6	0.577 1	26.195 0	2.433 0
PCA	32.249 5	21.650 8	0.810 0	0.579 5	25.912 7	2.413 0
Brovey	34.867 1	20.970 2	0.854 4	0.568 3	28.263 1	2.412 2
IHS	40.792 3	18.978 6	1.054 0	0.516 4	33.807 7	2.864 0
ATWT	22.164 7	24.803 8	0.626 4	0.587 3	17.033 3	2.635 9
HPF	23.479 3	24.319 2	0.652 9	0.569 7	18.144 1	2.293 1
SFIM	22.284 9	24.761 2	0.629 2	0.572 8	17.070 9	2.295 1
BDSD-PC	29.697 2	22.400 5	1.502 4	0.484 9	22.725 8	4.139 5

表 2 兰州城市数据集全色锐化比较结果
Tab. 2 Comparison results of Lanzhou City datasets

方法	RMSE	PSNR/dB	ERGAS	SSIM	DD	SAM/(°)
本文方法	49.055 6	19.191 1	1.717 0	0.599 7	35.245 5	4.780 3
GS	65.213 0	16.764 2	1.880 6	0.459 9	52.089 3	4.972 8
PCA	64.608 2	16.845 4	1.875 0	0.462 5	51.600 5	4.948 4
Brovey	57.400 8	17.895 1	1.799 8	0.496 3	45.718 0	4.934 3
IHS	72.438 5	15.347 1	2.099 2	0.426 6	57.988 8	5.358 0
ATWT	55.754 9	18.100 8	1.793 8	0.472 8	44.263 7	5.280 2
HPF	57.058 7	17.903 9	1.807 8	0.465 9	45.314 7	4.901 8
SFIM	56.417 8	18.001 4	1.801 0	0.468 3	44.791 7	4.913 1
BDS-PC	50.277 3	18.821 6	1.765 3	0.455 9	39.718 2	5.437 6

SAM 这 6 个指标均优于其他 8 种方法,以粗体突出显示。因此,本文方法在空间丰富和光谱保持方面均表现优异,所得的融合图像光谱失真更少、空间纹理信息更加丰富,验证了本文高光谱遥感图像全色锐化算法的有效性。

4 结论

高光谱图像为遥感应用提供了更加丰富的谱段信息,然而其较低的空间分辨率严重影响了高光谱图像的应用,通过全色锐化等遥感图像融合方法提升图像空间分辨率,可以大大提升其应用价值。

本文提出了一种自适应参数 ICM 高光谱图像全色锐化算法。该算法通过先将高光谱与多光谱图像的波段进行匹配,然后利用多分辨率分析方法进行对应融合,再将结果与全色图像融合的方法,获得了细节和光谱保留更好的高光谱图像。同时,本文算法利用 GWO 算法解决了 ICM 参数不易确定问题。通过资源一号 02D 的 2 组高光谱数据验证实验,证明了本文算法相较于其他算法,在融合结果的空间细节与光谱保持方面表现更好。

高光谱图像与全色图像的波段数量和空间分辨率差异较大,因此高光谱图像的全色锐化实现的挑战性也更大,进一步优化神经网络模型、开展高光谱图像自适应全色锐化算法将是团队下一步工作。

参考文献 (References) :

[1] 洪 科. 基于超像素分割的 RGB 与高光谱图像融合[J]. 电子技术与软件工程,2020(3):74-76.
Hong K. Fusion of RGB and hyperspectral images based on super-pixel segmentation[J]. Electronic Technology & Software Engineering,2020(3):74-76.

[2] Ren K,Sun W,Meng X,et al. Fusing China GF-5 hyperspectral data with GF-1,GF-2 and Sentinel-2A multispectral data:Which methods should be used[J]. Remote Sensing,2020,12(5):882.

[3] 张立福,赵晓阳,孙雪剑,等. 高分五号高光谱数据融合方法比较[J]. 遥感学报,2022,26(4):632-645.
Zhang L F,Zhao X Y,Sun X J,et al. Comparison of fusion methods

on GF-5 hyperspectral data[J]. National Remote Sensing Bulletin,2022,26(4):632-645.

[4] Vivone G. Robust band-dependent spatial-detail approaches for panchromatic sharpening[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2019,57(9):6421-6433.

[5] Restaino R,Vivone G,Dalla Mura M,et al. Fusion of multispectral and panchromatic images based on morphological operators[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2016,25(6):2882-2895.

[6] Vivone G,Restaino R,Chanussot J. A bayesian procedure for full-resolution quality assessment of pansharpened products[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2018,56(8):4820-4834.

[7] Vivone G,Restaino R,Mura M D,et al. Contrast and error-based fusion schemes for multispectral image pansharpening[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2014,11(5):930-934.

[8] Vivone G. Multispectral and hyperspectral image fusion in remote sensing:A survey[J]. Information Fusion,2023,89:405-417.

[9] Restaino R,Vivone G,Addesso P,et al. Hyperspectral sharpening approaches using satellite multiplatform data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2021,59(1):578-596.

[10] Wady S M A,Bentoutou Y,Bengermikh A,et al. A new IHS and wavelet based pansharpening algorithm for high spatial resolution satellite imagery[J]. Advances in Space Research,2020,66(7):1507-1521.

[11] Ghadjati M,Moussaoui A,Boukharouba A. A novel iterative PCA-based pansharpening method[J]. Remote Sensing Letters,2019,10(3):264-273.

[12] Aiazzi B,Baronti S,Selva M. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS + Pan data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2007,45(10):3230-3239.

[13] 胡建文,汪泽平,胡 佩. 基于深度学习的空谱遥感图像融合综述[J]. 自然资源遥感,2023,35(1):1-14. doi:10.6046/zrzyyg.2021433.
Hu J W,Wang Z P,Hu P. A review of pansharpening based on deep learning[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2023,35(1):1-14. doi:10.6046/zrzyyg.2021433.

[14] 李树涛,李聪好,康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报,2021,25(1):148-166.
Li S T,Li C Y,Kang X D. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion[J]. National Remote Sensing Bulletin,2021,25(1):148-166.

[15] Eckhorn R,Reitboeck H J,Arndt M,et al. Feature linking via stimulus-evoked oscillations:Experimental results from cat visual cortex and functional implications from a network model[C]//International 1989 Joint Conference on Neural Networks. IEEE,2002; 723–730.

[16] 黄陈建,戴文战. 基于 PCNN 图像分割的医学图像融合算法[J]. 光电子·激光,2022,33(1):37–44.
Huang C J,Dai W Z. Medical image fusion algorithm based on PCNN image segmentation[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2022,33(1):37–44.

[17] 李小军,闫浩文,杨树文,等. 一种多光谱遥感影像与航拍影像融合算法[J]. 遥感信息,2019,34(4):11–15.
Li X J,Yan H W,Yang S W,et al. A fusion algorithm of multispectral remote sensing image and aerial image[J]. Remote Sensing Information,2019,34(4):11–15.

[18] 张新明,涂强,康强,等. 双模狩猎的灰狼优化算法在多阈值图像分割中应用[J]. 山西大学学报(自然科学版),2016,39(3):378–385.

Zhang X M,Tu Q,Kang Q,et al. Grey wolf optimization algorithm with double-hunting modes and its application to multi-threshold image segmentation[J]. Journal of Shanxi University (Natural Science Edition),2016,39(3):378–385.

[19] Wang Q,Zhang F,Li X. Optimal clustering framework for hyperspectral band selection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2018,56(10):5910–5922.

[20] Li S,Dian R,Fang L,et al. Fusing hyperspectral and multispectral images via coupled sparse tensor factorization[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2018,27(8):4118–4130.

[21] Chen Z,Pu H Y,Wang B,et al. Fusion of hyperspectral and multispectral images: A novel framework based on generalization of pansharpening methods[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2014,11(8):1418–1422.

[22] Lu H,Qiao D,Li Y,et al. Fusion of China ZY-1 02D hyperspectral data and multispectral data: Which methods should be used[J]. Remote Sensing,2021,13(12):2354.

An ICM-based adaptive pansharpening algorithm for hyperspectral images

ZHAO Heting¹, LI Xiaojun^{1,2,3}, XU Xinyu¹, GAI Junfei¹

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Considering spectral distortion and insufficient texture details in the pansharpening of hyperspectral images, this study proposed an adaptive pansharpening algorithm for hyperspectral images based on the intersecting cortical model (ICM) for image segmentation. First, hyperspectral images were matched and fused with multispectral images with similar spatial resolution. Then, the matching and fusion results were fused with high-resolution panchromatic images, obtaining the fusion results possessing both the high spatial resolution of panchromatic images and the spectral resolution of hyperspectral images. Moreover, the grey wolf optimizer (GWO) was employed in sharpening fusion to adaptively optimize ICM parameters, generating the optimal irregular segmentation regions, thus providing more accurate and comprehensive details and spectral information for hyperspectral images. Finally, experiments were conducted on the proposed algorithm using two hyperspectral datasets from the ZY-1 02D satellite. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm manifested the optimal performance in the evaluation indices of spatial details and spectral information, substantiating its effectiveness.

Keywords: pansharpening; intersecting cortical model; hyperspectral image; grey wolf optimizer; remote sensing image fusion

(责任编辑: 张 仙)