先进成像

激光写光电子学进展

基于图像与数据双层融合的高光谱图像拼接

涂建刚¹,汪辉^{1*},徐成¹,鞠进军¹,沈增辉²

1陆军工程大学训练基地工程装备系, 江苏 徐州 221004;

²北京中科智易科技有限公司,北京 100084

摘要 针对传统拼接技术对图像信息利用率不足的问题,提出一种基于图像与数据双层融合的高光谱图像拼接技术。对于图像层,采用尺度不变特征变换算法对图像进行特征提取,使用欧氏距离确定特征匹配范围,根据坐标转换关系对特征进行匹配,完成图像层的拼接;对于数据层,首先将数据拆分高、低位数据,然后采用加权和法计算数据的新值并对其进行拼接,最后通过位移运算合并高、低位数据,完成数据层的拼接;最后将图像与数据按照 BIL 方式进行存储,完成图像与数据的双层融合。在某地域进行高光谱图像拼接实验,实验结果表明图像层和数据层的平均拼接精度分别为 0.9214 和 0.9663,说明该技术具有有效性和准确性。

关键词 图像处理;高光谱;图像拼接;图像与数据;双层融合 中图分类号 P237 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0210016

Hyperspectral Image Mosaicking Based on Double-Layer Fusion of Image and Data

Tu Jiangang¹, Wang Hui^{1*}, Xu Cheng¹, Ju Jinjun¹, Shen Zenghui²

 1 Engineering Equipment Department of Training Base, Army Engineering University, Xuzhou,

Jiangsu 221004, China;

 2 Beijing Zhong Ke Zhi Yi Science and Technology Co. , LTD , Beijing 100084, China

Abstract The traditional mosaicking technology exhibits insufficient utilization of the image information. Therefore, a hyperspectral image mosaicking technique based on the double-layer fusion of image and data is proposed. In case of the image layer, the scale-invariant feature transformation algorithm is used to extract the image features and the Euclidean distance is used to determine the feature matching range. Further, the features are matched according to the coordinate conversion relation to complete image layer mosaicking. In case of the data layer, the data is divided into high and low data. Then, the weighted sum method is used to calculate the new value of data and stitch it, and the high and low data are merged via the displacement operation to complete the mosaicking of the data layer. Finally, the image and data are stored in the BIL mode for completing the double-layer fusion of image with data. The hyperspectral image mosaicking accuracies of the image and data layers are 0.9214 and 0.9663, respectively, indicating the effectiveness and accuracy of the proposed technique.

Key words image processing; hyperspectral; image mosaicking; image and data; double layer fusion OCIS codes 100.4145; 100.2960

收稿日期: 2020-06-17; 修回日期: 2020-07-05; 录用日期: 2020-07-16

^{*} E-mail: wanghui1229@126.com

1引言

通过搭载在不同空间平台上的高光谱传感器, 在电磁波谱的紫外、可见光、近紫外和中红外区域, 以数十至数百个连续的光谱波段对目标区域同时成 像,该过程使用的技术为高光谱成像技术^[1]。高光 谱成像技术因其具有丰富的光谱特性和独特的光谱 分析方式,使得原本在可见光和中红外等宽波段不 易被发现的目标而在高光谱图像中很容易识别出 来。因此,高光谱成像技术成为军事侦察领域的重 要侦察手段之一。

目前,大多数高光谱图像主要是由卫星高光 谱侦察设备获取的,但该设备具有运营成本高和 空间分辨率低等缺点^[2],所以限制了其应用范围。 无人机因其具有体积小、飞控灵活和航迹可设等 优点^[3],可以很好地弥补卫星高光谱侦察设备的 缺陷,但受限于飞行高度和视场范围的影响,使其 每次侦察的地面覆盖范围较小,此时只有采用高 光谱图像拼接技术才能获得整个区域的高光谱侦 察图像。

目前,针对图像拼接技术的研究大多数集中在 可见光图像,但针对高光谱图像拼接技术的研究较 少^[4-6]。高光谱图像拼接技术大多是对高光谱影像 的图像层进行拼接,忽略了数据层的拼接,这会造成 高光谱拼接图像失真,影响拼接效果^[7-9]。因此,本 文提出一种基于图像与数据双层融合的高光谱图像 拼接技术,该技术可以提高图像信息的利用率,保证 高光谱图像拼接的精度。

2 算法原理

基于图像与数据双层融合的高光谱图像拼接技术的核心步骤有基于尺度不变特征转换(SIFT)的特征提取、基于欧氏距离的匹配范围确定、基于坐标转换的特征匹配与拼接、基于加权和的新值计算、基于 BIL(Band Interleaved by Line)储存格式的图像与数据融合。具体的算法步骤如图1所示。





具体流程如下。

 选择视觉效果最好的伪彩合成预览图像作 为基准图像,其他波段中特征点的位置和方向与该 预览波段一致。

2) 根据高光谱数据类型分离图像层和数据层。

3) 对于图像层,采用 SIFT 法对特征进行提取; 根据欧氏距离与匹配阈值的对比结果来确定特征点 的匹配范围;采用随机抽样一致性(RANSAC)算法 计算转换矩阵,并以此确定图像拼接后的特征位置, 从而完成图像层的拼接。

4)对于数据层,根据需要对数据进行拆分;根据转换矩阵统一拼接对象的坐标系,采用加权和法分别计算高、低位数据的新值;最后利用位移操作合并高、低位数据,从而完成数据层的拼接。

5) 最后按照 BIL 存储方式对图像与数据进行 融合,从而完成高光谱图像的双层融合拼接。

3 数据层拼接方法

3.1 基于 SIFT 的特征提取

SIFT 特征提取方法的核心是在不同的尺度空间上寻找特征点,使其对旋转、尺度缩放和亮度变化等操作保持不变性^[10],因此该方法具有非常好的稳定性。特征提取的主要步骤如下。

約建尺度空间和高斯差分金字塔。尺度空间可由输入图像与不同"高斯核"进行卷积操作而得到。构建尺度空间就可以在不同的尺度空间上提取存在的特征点,这可以保证特征点的尺度不变性。
 尺度空间^[11]可表示为

 $L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y),$ (1) 式中: $L(x,y,\sigma)$ 为图像的高斯尺度空间; σ 为尺度 空间因子,其决定着图像的平滑程度;(x,y)为图像 中点的坐标;I(x,y)为输入图像; * 为卷积符号; $G(x,y,\sigma)$ 为高斯核函数,可表示为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right).$$
(2)

为了减少计算量,一般采用高斯差分(DOG)来 近似计算高斯拉普拉斯(LOG)。假设 k 为相邻两 个高斯尺度空间的比例因子,则 DOG 可表示为

 $D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] *$

 $I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)_{\circ}$ (3)

由(3)式可知,将相邻两个高斯空间图像相减, 就可以得到 DOG 的响应图像。

2)初步检测特征点。该步骤的核心是寻找尺度空间的极值点。将每个像素点与其图像域(同一)

尺度空间,大小为 3×3 邻域中的 8 个点)和尺度域 (相邻的尺度空间,大小为 9×2 邻域中的 16 个点) 中的所有相邻点进行比较,当像素点的 DOG 值大 于(小于)所有相邻点时,该点就是极值点,即初步特 征点。

3)定位特征点。在步骤 2)确定的初步特征点 中去掉对比度较低的点,以及不稳定的边缘响应点。 剔除对比度较低的点的准则^[12]为

$$D(\hat{x}) = D(x) + \frac{1}{2} \frac{\partial D(x)^{T}}{\partial x} \hat{x}, \qquad (4)$$

式中: \hat{x} 为D(x)的极值点; $D(\hat{x})$ 为空间尺度函数; T为对比度阈值,T=0.03。若 $|D(\hat{x})| \ge T$ 成立, 则该特征点保留,否则剔除。

剔除不稳定的边缘响应点的准则^[13]如下:假设 2×2的 Hessian 矩阵为 *H*,α为*H*的最大特征值,β 为*H*的最小特征值,Tr(*H*)为*H*的迹,Det(*H*)为 *H*的行列式,那么

$$\frac{\operatorname{Tr}(\boldsymbol{H})^{2}}{\operatorname{Det}(\boldsymbol{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^{2}}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^{2}}{\gamma}, \quad (5)$$

式中:γ为最大与最小特征值的比值。对于阈值 T₂,有

$$\frac{\mathrm{Tr}(\boldsymbol{H})^2}{\mathrm{Det}(\boldsymbol{H})} > \frac{(T_2+1)^2}{T_2}.$$
 (6)

若(6)式成立,剔除该点,否则保留。一般情况下, $T_2 = 10$ 。

4) 赋值特征方向。为了实现特征点的旋转不 变性,需要计算极值点的梯度方向来确定特征点的 方向。梯度方向 θ(x,y)可表示为

$$\theta(x, y) = \arctan\left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right].$$
(7)

5) 描述特征点。在每个特征点的邻域内测量 图像的局部梯度,也就是生成特征点描述子^[14]。生 成步骤如下:校正旋转主方向,确保特征点的旋转不 变性;生成描述子,形成一个 128 维的特征向量,对 特征向量长度进行归一化处理,进一步去除光照的 影响。

3.2 基于欧氏距离的特征匹配范围确定

通过欧氏距离的大小来反映图像特征的相似 度。计算两组特征点 128 维特征向量的欧氏距离, 并将其与匹配阈值进行比较。当欧氏距离小于匹配 阈值时,两组特征点相似。欧氏距离^[15]可表示为

$$d(\boldsymbol{\lambda}_1, \boldsymbol{\lambda}_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^{l} (\boldsymbol{\lambda}_{1i} - \boldsymbol{\lambda}_{2i})^2}, \qquad (8)$$

第 58 卷 第 2 期/2021 年 1 月/激光与光电子学进展

式中: λ_1 和 λ_2 分别为两组图像的特征向量;l为特征向量的元素数量。当匹配阈值为D时,有

$$d(\boldsymbol{\lambda}_1, \boldsymbol{\lambda}_2) < D_{\circ} \tag{9}$$

若(9)式成立,说明两组特征点匹配成功,否则 匹配失败。

3.3 基于坐标转换的特征匹配与拼接

若对图像特征进行匹配,首先需要寻找一个最 佳的转换矩阵 *M*,使得特征匹配的代价函数取得最 小值^[16]。假设两个待匹配的特征点分别为(*x*',*y*') 和(*x*",*y*"),则 *M* 满足

$$s \begin{bmatrix} x'' \\ y'' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} , \quad (10)$$

式中:s为尺度参数。从确定的匹配数据集中随机选取4个不共线的样本来计算 M,使用 M 来测试 所有的数据点对,计算满足 M 的点对个数以及代价 函数的值。代价函数的表达式为

$$E = \sum_{p=1}^{p} \left[\left(x''_{p} \frac{M_{11} x'_{p} + M_{12} y'_{p} + M_{13}}{M_{31} x'_{p} + M_{32} y'_{p} + M_{33}} \right)^{2} + \left(y''_{p} \frac{M_{21} x'_{p} + M_{22} y'_{p} + M_{23}}{M_{31} x'_{p} + M_{32} y'_{p} + M_{33}} \right)^{2} \right], \quad (11)$$

式中: *p* 为点的个数。当 *E* 值最小时,此时 *M* 为最 优矩阵。对于随机确定的 *M*,定义满足 *M* 的点对 为"内点"^[17],具体的迭代步骤如下。

1) 随机选取 4 个不共线的样本点对来计算 M。

2) 计算所有点的 *E*, 若 *E* 值小于阈值,则将满 足的点对加入内点集 *L* 中。

3) 若当前内点集 L 的元素数量大于最优内点 集L',则令L'=L,同时更新迭代次数 t,可表示为

$$t = \frac{\ln(1-c)}{\ln(1-w^{m})},$$
 (12)

式中:c为置信度,此时c=0.995;w为内点比例;m为计算M所需要的最少样本数,此时m=4。

4) 若迭代次数大于 t,则退出步骤;否则迭代次数加1,继续重复步骤1)~3)。

然后使用迭代得到的 M 计算图像拼接后的特征位置。最后采用加权和法计算得到新的特征位置 所对应的图像原始值,最终完成图像层的拼接。

4 数据层拼接方法

数据层拼接首先使用迭代得到的 M 计算高光 谱图像所对应的特征位置,提取大疆八旋翼无人机 高光谱采集设备的原始记录数据(16 位二进制)后, 将 16 位原始数据拆分两份,即高 8 位数据和低 8 位 数据。然后区分高、低位数据,并分别对其进行数据 拼接。最后通过移位操作拼接高、低位数据,最终得 到拼接好的完整图像数据。

根据 M 将需要拼接的两幅高光谱图像像素统 一到同一坐标系中,对同一像素位置,根据像素临近 距离的加权和计算得到该位置的新值。加权和法的 计算方式如图 2 所示,其中 Q₁ 和 Q₂ 为待拼接的原 数据,V 为转换后的数据,R₁ 和 R₂ 分别为 V 与 Q₁ 和 Q₂ 之间的距离。



图 2 加权和法的计算方式示意图



V 的新值 v 可表示为

 γ

$$=\frac{Q_1R_2+Q_2R_1}{R_1+R_2}.$$
 (13)

由于 16 位二进制原始数据不好处理,所以将原 始数据按照 8 位拆分高位数据和低位数据,并分别 计算新值。高、低位数据拆分示例如图 3 所示。



图 3 高、低位数据的拆分示意图

Fig. 3 Schematic of splitting high and low status data

采用加权和法计算得到高位数据和低位数据 的新值。计算新值后,高位新值有 8 位,将其左移 8 位后形成一个 16 位数据,该数据的前 8 位与高位 新值一致,后 8 位为空;然后将低位新值放到后 8 位,从而完成数据拼接。

5 数据与图像双重融合

位置匹配和新值计算后得到拼接好的高光谱图 像数据,将各波段数据按照 BIL 存储方式写入 dat 二进制文件中。以三个波段数据为例,高光谱图像 数据的 BIL 存储方式,如图 4 所示。 图 4 BIL 存储方式 Fig. 4 Storage way of BIL

波段1的第一行数据为A1A1A1A1A1A1,波段2 的第一行数据为B1B1B1B1B1B1,波段3的第一行数 据为C1C1C1C1C1,那么整个第一行的数据为 A1A1A1A1A1B1B1B1B1B1C1C1C1C1C1。同理, 第二行的数据为A2A2A2A2A2 B2B2B2B2B2 C2C2C2C2C2,第三行的数据为A3A3A3A3 B3B3B3B3C3C3C3C3C3。再将三行的数据依次 排开,得到A1A1A1A1B1B1B1B1B1B1C1C1C1C1C1C1 A2A2A2A2A2 B2B2B2B2B2 C2C2C2C2C2......

6 结果与讨论

实验使用大疆八旋翼无人机高光谱采集设备来 获取高光谱图像,该图像共包含 360 个波段,采集的 光谱范围为 363.87~1047.92 nm,光谱的分辨率为 1.8 nm。按照航迹成像,获得的图像之间不存在航 向重叠,只存在旁向重叠。对在某地区获取的两幅 图像进行拼接,选择红色通道(R)中波长为 755.05 nm、绿色通道(G)中波长为 550.72 nm 和 蓝色通道(B)中波长为 416.39 nm 的伪彩合成预览 图像如图 5 所示,此波段记为波段 1。



图 5 待拼接的高光谱图像。(a)图像 1;(b)图像 2 Fig. 5 Hyperspectral images to be mosaicked. (a) Image 1; (b) image 2

高光谱图像拼接后,剥离图像层和数据层。对 于图像层,采用 SIFT 法构建尺度空间以提取特征 点。两幅图像的特征点如图 6 所示。

根据欧氏距离来确定需要匹配的特征点范围,

<mark>第 58 卷 第 2 期/2021 年 1 月/激光与光电子学进展</mark>





Fig. 6 Feature points of two hyperspectral images 如图 7 所示。



图 7 匹配特征点的范围 Fig. 7 Range of matching feature points

提取图 7 左侧图像中的特征位置(部分): (127,3),(296,3),(434,3),(289,4),(347,6), (516,6),(477,7),(549,8),(497,9),(533,9), (132,12),(288,12),(301,12),(330,12),(358, 12),(97,18),(32,22),(390,22),(77,26),(296, 27),(21,28),(125,28),(46,29),(471,29),(65, 30).....

提取图 7 右侧图像中的特征位置(部分):(50, 3),(124,3),(192,3),(270,3),(7,5),(137,5), (146,6),(80,7),(31,8),(55,8),(85,8),(150,8), (192,8),(266,8),(525,8),(246,10),(477,10), (11,11),(196,12),(291,12),(217,13),(207,14), (633,18),(79,19),(148,19)……

根据坐标转换的特征匹配原理,计算得到 *M* 为

 $\boldsymbol{M} = \begin{bmatrix} -1.2292 & 0.3954 & 461.2834 \\ -2.9302 & 0.9026 & 1059.7174 \\ -0.0030 & 0.0016 & 1 \end{bmatrix}.$ (14)

根据 M 可以得到特征点对的对应关系,如图 8 所示。

根据 M 并通过坐标转换得到拼接后的特征点

第 58 卷 第 2 期/2021 年 1 月/激光与光电子学进展

研究论文



图 8 特征点对的对应关系

Fig. 8 Correspondence between characteristic point pairs 位置:(695,4),(642,7),(675,8),(653,9),(800, 9),(578,10),(597,12),(616,12),(17,13),(686, 13),(594,16),(362,19),(114,21),(434,22), (439,23),(369,24),(394,24),(807,24),(448, 25),(630,25),(798,25),(3,27),(297,27),(318, 27),(777,28)......

对于数据层,高光谱图像数据的提取波长范围为 363.7~1047.92 nm,每波段均有 960 列和 1101 行的数据,每个数据元为 16 位。以波长为 589.93 nm 的单通道数据为例,当使用相同的 M 拼接数据层时,可以提取相同波段的原始数据,如图 9 所示。



图 9 单通道中提取的图像。(a)图像 1;(b)图像 2 Fig. 9 Image extracted in single channel. (a) Image 1; (b) image 2

图 9 左侧的原始数据(部分):9580,9888, 10624,9952,9760,10916,11224,12564,11980, 11568,11036,11108,10708,10908,10560,9128, 11348,10984,10776,11192,12228,12948,13336, 13380,11880.....

图 9 右侧的原始数据(部分):492,7356,8296, 7992,8740,8904,8072,8160,9524,8828,8648, 8772,8856,8828,8704,8504,8524,7924,8048, 8824,7548,7804,8864,8392,7596......

首先将数据按照高、低位拆分,然后采用加权和

法计算得到高、低位数据的新值,最后对高、低位数 据进行拼接,结果如图 10 所示。由于在波长为 589.93 nm 处采集的数据未超过 8 位数据的存储范 围,因此低位数据能够较好地显示图像,高位数据不 能直观地看出图像。



图 10 不同图像的拼接结果。(a)低位图像;(b)高位图像

Fig. 10 Mosaicking results of different images. (a) Low status image; (b) high status image

高、低位数据以及拼接后的高光谱图像数据如 图 11 所示。

91 94 98 97 96 97 98 97 96 96 95 95 (a) 97 97 96 95 95 97 96 95 95 93 96 95 94 90 89 102 101 74 110 101 175 141 132 115 183 86 162 85 130 (b)147 192 162 122 44 156 72 129 114 238 134 143 144 86 114 135 135 152 244 139 136 197 41 129 144 142 124 158 183 133 172 118 113 125 199 102 189 133 149 126 208 124 148 141 101 128 208 82 86 46 176 113 171 121 151 134 156 190 216 (c) D4 07 EC 06 9C 07 CC 06 10 07 D0 06 64 05 1 28 3C 54 40 6C 43 30 41 D8 3C 6C 3C D4 3F 78 13 08 11 B4 12 A0 14 D8 12 B4 15 D0 15 C4 39 44 35 44 37 40 37 64 36 38 3A B0 37 D0 27 9C 23 7C 27 18 28 68 2A C8 28 20 2B 38 2A 84 2A E4 2B E4 2D DC 28 C0 29 C8 2A 1 30 3B 24 38 A8 37 9C 39 B0 39 7C 3F FC 38. C4 1B 28 18 F0 19 BC 1C 04 1A 78 18 AC 1A B8 4B 38 51 B0 42 90 51 F4 56 7C 54 FC 59 1 EC 0F 70 12 D4 12 D4 11 20 15 F0 14 D8 13 SC 51 5C 56 7C 54 84 05 00 0D 1C 08 90 0F 18 0E 08 58 7C 57 C4 56 00 5A 28 55 90 54 5C 53 EC 06 48 06 50 07 58 07 60 07 10 08 58 07 14 54 58 51 9C 57 98 59 7C 55 44 58 18 57 1 10 07 D0 06 64 05 D0 07 BC 07 DC B4 DC 07 9C 06 64 40 F8 4A 78 16 34 44 00 38 4C 3D E0 2E D0 2D 3C 2E C0 2C BC 40 5C 3C A0 1B 40 1D EC 52 D4 55 30 1B D8 18 30 5E 94 60 64 3E 1C 14 AC 37 64 30 24 28 B4 3D CC 15 08 34 F0 2A F4 28 A8 3E 60 17 F4 58 F8 14 18 53 0C 0F C8 2C C4 FC B8 D8 1D CC B0 A8 60 F4 F8 18 0C 84 1C 15 59 F8 3C 90 A8 C0 28 08 0D 50 06 53 06 48 OF CO OE D8 FC 59 E4 06 08 AO D4 54 CC 90 3C 14 54 58 50 06 68 9C 57 98 58 05 E0 5B 05 03 18 57 AC 03 EC 1C FC 5A 05 57 EC 53 E0 05 FC 64 1C 05 03 7C FO B4 28 FC 05 4C 70 4B B4 48 24 53 5B A4 53 14 54 CC FC 图 11 不同类型的数据。(a)高位数据;(b)低位数据; (c)高光谱图像数据

Fig. 11 Data of different types. (a) High status data;

(b) low status data; (c) hyperspectral image data

研究论文

以此类推,最终将各波段数据按照 BIL 存储方 式写入 dat 二进制文件中。以 BIL 存储方式存储分 辨率为 1101 pixel×960 pixel 的图像的 360 个波段数据,如图 12 所示。



图 12 存储的数据

Fig. 12 Stored data

最后完成图像与数据的双重融合,得到最终的 拼接图像如图 13 所示。



图 13 拼接后的图像

Fig. 13 Image after mosaicking

为了进一步验证所提技术的准确性,对另外两幅图像进行图像拼接实验。选择 R 通道中波长为 589.93 nm、G 通道中波长为 543.28 nm 和 B 通道 中波长为 416.39 nm 的伪彩合成预览图像如图 14 所示,此波段记为波段 2。



图 14 待拼接的另外两幅高光谱图像。(a)图像 3; (b)图像 4

Fig. 14 Two other hyperspectral images to be mosaicked. (a) Image 3; (b) image 4

从图像层和数据层出发,采用图像与数据双层

融合的高光谱图像拼接技术得到拼接后的高光谱图 像如图 15 所示。



图 15 拼接后的高光谱图像 Fig. 15 Hyperspectral image after mosaicking

为了检验图像拼接的效果,从光谱相似度和图像 特征相似度两个方面验证拼接效果。两组拼接实验 的光谱相似度曲线如图 16 所示。数据层的拼接精度 如表 1 所示,left 代表待拼接图像的左侧图像,right 代表待拼接图像的右侧图像,1 和 2 代表不同波段。

表1 数据层图像拼接前后的精度

Table 1	Accuracy	before	and	after	data	layer	image
		mosai	ickin	g			

Feature	Image	Similarity	Accuracy	
Crease land(1)	Left image	0.9976	0.0025	
Grass land(1)	Right image	0.9825	0.9825	
Compart land(1)	Left image	0.9906	0.0000	
Cement land(1)	Right image	0.9965	0.9900	
Deed(2)	Left image	0.8931	0.8923	
Road(2)	Right image	0.8923		
Forest land(2)	Left image	0.9996	0.0000	
rorest land(2)	Right image	0.9999	0.9990	



图 16 不同场景图像的光谱相似度曲线。(a)草地;(b)水泥地;(c)道路;(d)林地

Fig. 16 Similarity curves of different scene images. (a) Grass land; (b) cement land; (c) road; (d) forest land

对于图像层,使用 MATLAB 软件来提取拼接 后图像、拼接前左、右侧图像的灰度特征、形状特征 和纹理特征^[18-20]并对其进行比较,得到的拼接精度 如表 2 所示。

表 2	图像层图像拼接前后的精度
-----	--------------

Table 2 Accuracy before and after image mosaicking	Table 2	Accuracy	before	and	after	image	mosaicking
--	---------	----------	--------	-----	-------	-------	------------

Feature	Feature Image		Accuracy	
Course la foster (1)	Left image	0.9322	0.9275	
Grayscale leature(1)	Right image	0.9275		
Shape feature(1)	Left image	0.9143	0.9143	
Shape leature(1)	Right image	0.9238		
Toutum footum(1)	Left image		0.9147	
Texture leature(1)	Right image			
Crowsels feature(2)	Left image	0.9214	0.9112	
Grayscale leature(2)	Right image	0.9112		
Shara faatura(2)	Left image	0.9378	0.0210	
Shape reature(2)	Right image	0.9319	0.9319	
T	Left image	0.9474	0.0297	
1 exture Teature(2)	Right image 0.9287		0.9207	

从表 1 和表 2 可以看到,图像层的平均拼接精 度为 0. 9214,数据层的平均拼接精度为 0. 9663,说 明所提技术能够准确且有效地从图像与数据两个维 度实现高光谱图像的拼接。

7 结 论

针对现有图像拼接技术对图像数据利用不足导 致拼接图像失真的问题,提出基于图像与数据双层 融合的高光谱图像拼接技术,该技术能够在图像层 和数据层上对图像进行双重拼接。首先在图像层上 利用 SIFT 技术对图像进行特征提取,使用欧氏距 离确定拼接范围,根据坐标转换关系对特征进行匹 配。然后在数据层上使用转换矩阵确定数据的相对 位置并对数据进行拆分,采用加权和法计算高、低位 数据的新值并分别对其进行数据拼接,接着通过位 移运算合并数据。最后将图像层与数据层的图像进 行融合,最终得到拼接后的高光谱图像。实验结果 表明,图像层和数据层的平均拼接精度分别为 0.9214 和 0.9663,说明该技术能够保证拼接后的高 光谱图像不会失真,为高光谱图像拼接提供一个准 确而有效的技术手段。

由于实验过程中无人机的飞行航迹比较规则, 图像只存在旁向重叠,所以拼接精度较高,因此对于 航向重叠的高光谱图像的拼接效果有待进一步 验证。

参考文献

 Yan M, Zhao H D, Li Y H, et al. Multiclassification and recognition of hyperspectral remote sensing objects based on convolutional neural network
 Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56 (2): 021702.

闫苗,赵红东,李宇海,等.基于卷积神经网络的高 光谱遥感地物多分类识别[J].激光与光电子学进 展,2019,56(2):021702.

[2] Zhang C M, Mu T K, Yan T Y, et al. Overview of hyperspectral remote sensing technology[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2018, 39 (3): 104-114.
张淳民,穆廷魁,颜廷昱,等.高光谱遥感技术发展

与展望[J]. 航天返回与遥感, 2018, 39(3): 104-114.

[3] Tian M L, Ge X Y, Ding J L, et al. Coupled machine learning and unmanned aerial vehicle based hyperspectral data for soil moisture content estimation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(9): 093002.
田美玲, 葛翔宇, 丁建丽, 等. 耦合机器学习和机载

田美玲, 曷州子, J 建丽, 寺. 柄吉机益学习和机致 高光谱数据的土壤含水量估算[J]. 激光与光电子学 进展, 2020, 57(9): 093002.

[4] Wang P, Zhang Y J, Sun C K, et al. Multi-camera three-dimensional measurement system using an image stitching method based on flexible calibration target positioning [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40 (4): 0412003.

王鹏,张颖杰,孙长库,等.基于柔性靶标定位实现 图像拼接的多相机三维测量系统[J].光学学报, 2020,40(4):0412003.

- [5] Li Z Y, Tian Y, Chen F J, et al. Aerial image stitching algorithm for unmanned aerial vehicles based on improved ORB and PROSAC[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231003.
 李振宇,田源,陈方杰,等.基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍图像拼接算法[J]. 激光与光 电子学进展, 2019, 56(23): 231003.
- [6] Wang Y, Yang J X, Liu L, et al. Computational reconstruction of integral imaging based on elemental images stitching [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39 (11): 1110001.
 王宇,杨金晓,刘乐,等.基于元素图像拼接的集成 成像计算重构 [J].光学学报, 2019, 39 (11): 1110001.
- [7] Yi L N, Xu X, Zhang G F, et al. Light and small UAV hyperspectral image mosaicking[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1885-1891.
 易俐娜,许筱,张桂峰,等.轻小型无人机高光谱影 像拼接研究[J].光谱学与光谱分析, 2019, 39(6):

1885-1891.

- [8] Liu L, Yi X J. Research on hyper-spectral image stitching based on multi-sensor registration[J]. Laser Journal, 2020, 41(2): 123-126.
 刘磊, 伊学君. 基于多传感器配准的高光谱图像拼接研究[J]. 激光杂志, 2020, 41(2): 123-126.
- [9] Huang Y, Chen X H, Liu Y L, et al. UAV hyperspectral built-in push-scan image fast splicing method [J]. Journal of Geomatics, 2019, 44(5): 24-28.
 黄宇,陈兴海,刘业林,等.无人机高光谱内置推扫 影像快速拼接方法[J].测绘地理信息,2019,44 (5):24-28.
- [10] Qi N X, Cao L J, Yang X G, et al. Improved SIFT matching algorithm based on orientation constraint
 [J]. Computer Science, 2014, 41 (S1): 125-128, 163.
 齐乃新,曹立佳,杨小冈,等.基于方向约束的改进

SIFT匹配算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(S1): 125-128, 163.

- [11] Chen H, Xiao Y, Xiao C L, et al. Adaptive image matching algorithm based on SIFT operator fused with maximum dissimilarity coefficient[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(5): 1410-1414.
 陈虹,肖越,肖成龙,等.基于 SIFT 算子融合最大相异系数的自适应图像匹配算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(5): 1410-1414.
- [12] Yuan X P, Zhang Y, Zhang X, et al. ORB feature matching algorithm based on improved FAST detection[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(21): 233-238.
 袁小平,张毅,张侠,等.基于改进 FAST 检测的 ORB 特征匹配算法[J].科学技术与工程, 2019, 19 (21): 233-238.
- [13] Song J Q, Wang X Y. Improved SIFT matching algorithm based on canny operator and K-L transformation [J]. Video Engineering, 2014, 38 (15): 61-64, 75.
 宋佳乾,汪西原.基于 Canny 算子和 K-L 变换的改进 SIFT 匹配算法[J]. 电视技术, 2014, 38(15): 61-64, 75.
- [14] Li J. The adaptive tracking method of multidimensional feature point set in target decoration image [J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2019, 48(7): 96-99.
 李瑾. 目标装饰图像多维特征点集自适应跟踪方法 [J]. 机械设计与制造工程, 2019, 48(7): 96-99.
- [15] Yang S, Xia M H, Zheng Z S. Medical image registration algorithm based on polynomial deterministic matrix and SIFT transform[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53 (8):

杨飒,夏明华,郑志硕.基于多项式确定性矩阵的 SIFT 医学图像配准算法[J].激光与光电子学进展, 2016,53(8):081002.

- [16] Xu X, Sun S Y, Sha Y J, et al. A method of infrared image mosaic based on improved RANSAC[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(11): 111001.
 徐鑫,孙韶媛,沙钰杰,等.一种基于改进 RANSAC 的红外图像拼接方法[J].激光与光电子学进展, 2014, 51(11): 111001.
- [17] Yao L J, Zhou G F, Ni Z J, et al. Matching method for fruit surface image based on scale invariant feature transform algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(9): 161-166.
 姚立健,周高峰,倪忠进,等.基于尺度不变特征转 换算子的水果表面图像拼接方法[J]. 农业工程学 报, 2015, 31(9): 161-166.
- [18] Wang J C, Li L H, Yang S L. Experimental study

on gray and texture features extraction of coal and gangue image under different illuminance[J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(11): 3051-3061. 王家臣,李良晖,杨胜利.不同照度下煤矸图像灰度

及纹理特征提取的实验研究[J].煤炭学报,2018,43(11):3051-3061.

- [19] Zhang Q, Zou X J, Lin G C, et al. Image feature extraction and online grading method for weight and shape of strawberry [J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(1): 7-15.
 张青,邹湘军,林桂潮,等. 草莓重量和形状图像特征提取与在线分级方法[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(1): 7-15.
- Wang D W, Chen P, Li D X, et al. Depth maps inpainting with fused texture information [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(8): 1720-1725.

王殿伟,陈鹏,李大湘,等.融合纹理信息的深度图 像修复[J].系统工程与电子技术,2019,41(8): 1720-1725.

^{081002.}