

## 多尺度 PCA-HOG 遥感异源图像匹配算法\*

韩松来<sup>1</sup>, 王钰婕<sup>1</sup>, 王星<sup>2</sup>, 罗世彬<sup>1</sup>, 董晶<sup>3</sup>

(1. 中南大学 航空航天大学, 湖南 长沙 410083; 2. 复杂系统控制与智能协同技术重点实验室, 北京 100074;  
3. 国防科技大学 空天科学学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**针对遥感异源图像匹配中非线性灰度畸变和强噪声干扰问题,提出一种基于主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)和方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)的遥感异源图像匹配算法。该算法利用 HOG 提取图像间的几何结构共性特征,能有效克服异源图像非线性灰度畸变的问题;提出一种快速多尺度 PCA 算法,能对 HOG 中的局部梯度方向进行增强,从而能在强噪声干扰的情况下,准确提取出图像的结构特征。为了提高算法的计算速度,利用积分图像降低特征提取过程的计算复杂度,并利用快速傅里叶变换实现高效率的匹配搜索。实验利用多种遥感异源图像(包括可见光图像、合成孔径雷达图像和红外图像)对提出的匹配算法进行了验证。结果表明,与现有算法相比,该算法在匹配性能上有明显提升。

**关键词:**遥感图像;异源图像匹配;主成分分析;方向梯度直方图;结构特征描述

中图分类号:TN95 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2022)01-146-10

## Remote sensing multi-modal image matching algorithm based on multi-scale PCA-HOG

HAN Songlai<sup>1</sup>, WANG Yujie<sup>1</sup>, WANG Xing<sup>2</sup>, LUO Shibin<sup>1</sup>, DONG Jing<sup>3</sup>

(1. School of Aeronautics and Astronautics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Science and Technology on Complex System Control and Intelligent Agent Cooperation Laboratory, Beijing 100074, China;

3. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** To solve the problem of non-linear gray level distortion and strong noise interference in remote sensing multi-modal image matching, a remote sensing multi-modal image matching algorithm based on PCA (principal components analysis) and HOG (histogram of oriented gradients) was proposed. This algorithm uses HOG to extract the common features of geometric structure between images, which can effectively overcome the problem of nonlinear grayscale distortion of multi-modal images. Besides, a fast multi-scale PCA algorithm was proposed to enhance the local gradient direction in HOG, so that it can accurately extract the structural features of the image under the condition of strong noise interference. In order to improve the calculation speed of the algorithm, the integrated image method was used to reduce the computational complexity of the feature extraction process, and the fast Fourier transform was used to achieve a highly efficient matching search. The experiment used a variety of remote sensing multi-modal images (including visible light images, synthetic aperture radar images, and infrared images) to verify the matching algorithm. The results show that, compared with existing algorithms, the proposed algorithm significantly improves the matching performance.

**Keywords:** remote sensing images; multi-modal image matching; principal component analysis; histogram of oriented gradients; structure feature description

由于成像的物理机制不同,异源图像可反映出地物的不同特性,并通过各类信息的互补获得更加完整的图像信息。遥感异源图像匹配是各类遥感信息处理和视觉导航应用中的关键技术之一<sup>[1-5]</sup>。一方面,由于成像传感器的差异,异源图像之间存在复杂的非线性灰度畸变,这会严重降低相同对象在不同图像间的相似性;另一方面,遥感图像可能因传感器或传输引入强噪声干扰,对图像信息产生

严重破坏,以光学影像和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)影像为例(如图1所示)。因此,尽管图像匹配经过了长期广泛的研究,遥感异源图像匹配仍然是一项极具挑战的难题。

### 1 相关研究

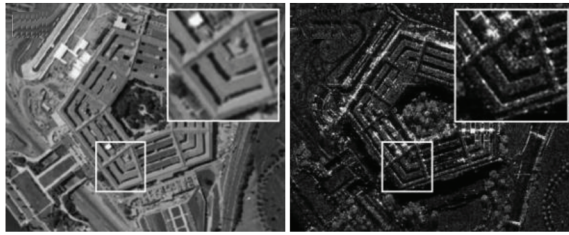
图像匹配可以分为基于局部特征的匹配方法和基于模板的匹配方法。基于局部特征的匹配方

\* 收稿日期:2020-07-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61802423);湖南省自然科学基金资助项目(2020JJ5663)

作者简介:韩松来(1982—),男,河南驻马店人,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:songlai.han@126.com;

王星(通信作者),男,工程师,硕士,E-mail:wangxingsn@sina.com



(a) 光学影像 (b) SAR 影像  
(a) Visible image (b) SAR image

图 1 噪声干扰和非线性灰度畸变

Fig. 1 Noise corruption and nonlinear gray distortion

法首先对图像提取局部特征,然后生成局部特征描述,再进行特征匹配,最后根据特征对应关系计算图像的全局变换得到匹配结果。由于有效地利用了特征的不变性,并能适应尺度和视角变化,基于局部特征的图像匹配方法在计算视觉领域中得到了广泛应用<sup>[6-8]</sup>。然而,遥感异源图像之间存在强噪声干扰和复杂的非线性灰度畸变,这会导致局部特征发生严重变化,从而无法在图像间检测到足够多的重复局部特征,并且变化也使得正确匹配局部特征变得非常困难<sup>[9-11]</sup>。尺度不变特征变换算法 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) 是一种经典的局部特征匹配算法。图 2 使用 SIFT 对遥感 SAR 和可见光图像进行匹配,可以看到几乎所有的局部特征都匹配错误。

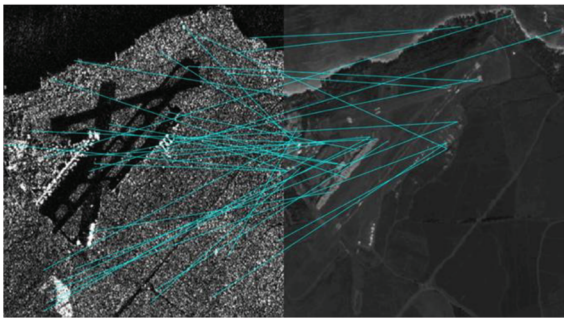


图 2 基于 SIFT 特征的遥感 SAR(左)与可见光(右)图像匹配

Fig. 2 Remote sensing SAR (left) and visible light (right) image matching based on SIFT feature

基于模板的匹配方法也可以称为相关匹配方法,它将模板图像与基准图像上每个候选位置区域的图像进行比较,并选择具有最大相似性系数或最小差别系数的对应位置作为匹配结果。直接基于灰度的模板匹配很难有效适应复杂的非线性灰度畸变,但是利用结构特征描述图像信息可以改善这个问题,因为结构的几何信息能对灰度畸变保持不变。并且,基于模板的匹配方法可以利

用密集描述(每个像素都提取)最大限度地提取图像的所有结构特征信息,而基于局部特征的匹配方法往往是基于稀疏的特征对应,因此前者往往具有更强的可靠性。相关研究中的比较测试结果表明,基于模板的匹配方法比基于局部特征的匹配方法能更有效地适应强噪声干扰和复杂的非线性灰度畸变,从而能更有效地匹配遥感异源图像<sup>[9-11]</sup>。

为了适应异源图像间的复杂非线性灰度畸变,一些模板匹配算法对相似性或差别度量准则进行了改进<sup>[12-13]</sup>。归一化互相关 (Normalized Cross Correlation, NCC) 是一种图像匹配常用的相似性度量方法,它能对图像间的线性灰度畸变保持不变,并且因为图像间的单调非线性灰度变化通常是局部线性的,对这种情况,其也能有效匹配图像<sup>[14]</sup>。然而,当图像间发生非单调非线性的灰度畸变时,NCC 可能无法正确匹配图像<sup>[15]</sup>。对此,Hel-Or 等提出了一种基于色调映射 (Matching by Tone Mapping, MTM) 的图像匹配方法<sup>[14]</sup>,该方法可以看作是 NCC 的非线性范化,而 NCC 是该方法的线性简化版。MTM 匹配方法的计算时间与 NCC 接近,但是能有效适应图像间的非单调非线性灰度畸变。MTM 仍然需要假设图像间的灰度畸变满足函数映射关系,但是异源图像间的灰度畸变通常不满足这种关系。互信息 (Mutual Information, MI) 是一种常用的异源图像匹配相似性度量方法。MI 通过计算两幅图像之间的统计相关性来确定相似性,它不需要图像间的灰度畸变满足函数映射关系<sup>[16]</sup>。根据相关研究,MI 比 NCC 和 MTM 具有更好的异源图像匹配性能<sup>[13]</sup>。但是在实际使用中,MI 匹配方法往往存在匹配搜索计算量过大和参数敏感问题<sup>[12]</sup>。

仅仅改进匹配的测量准则并直接对灰度图像进行匹配,效果往往不太理想,这样忽略了图像的纹理结构信息。鉴于此,一些模板匹配算法先使用结构特征描述提取图像中的纹理结构信息得到本征图像,然后再对本征图像进行匹配。

方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradients, HOG) 利用梯度的方向和归一化梯度强度来描述图像的结构特征<sup>[17]</sup>,它可以很好地适应光照和对比度变化,在图像匹配中经常使用。但是,HOG 描述基于图像梯度,因此对图像噪声比较敏感。局部自相似 (Local Self Similarity, LSS) 描述<sup>[18]</sup>和稠密自适应自相关 (Dense Adaptive Self-Correlation, DASC) 描述<sup>[19]</sup>都利用自相关系数的变化来提取图像的结构特征,可以有效适应

非线性灰度畸变,但是因为相关系数对噪声也非常敏感,这两种方法都很难用于遥感异源图像匹配。Kovesi<sup>[20]</sup>提出的相位一致性模型可以捕获图像的结构幅值,该模型对灰度畸变能较好地保持不变性,并且不容易受噪声影响,但是结构幅值没有方向性,因此它包含的图像结构信息比较有限,这不利于匹配中区分重复模式。因此, Ye 等扩展了相位一致性模型,提出了相位一致性直方图<sup>[21]</sup> (Histogram of Orientated Phase Consistency, HOPC)。他们利用 Log-Gabor 奇对称小波计算相位一致性的方向,并根据相位一致性的方向和幅值构造描述子。他们的实验表明:相比于 MTM、MI 和 NCC, HOPC 能更可靠地匹配遥感异源图像。

基于模板的匹配方法还存在搜索过程计算量太大的问题。全搜索的模板匹配是一种逐像素的匹配,特别是对复杂的全局变换(如透视变换、仿射变换),搜索时要考虑平移、缩放、旋转等多个维度。当搜索空间维度加大,全搜索计算复杂性会呈指数级增长。而基于局部特征的匹配算法只要在特征集里搜索,特征描述的维数远远低于图像维数,并且不需要在图像变换空间搜索,所以计算速度优势明显。但是如果图像在匹配前经过校正,消除了缩放、旋转、仿射、透视等变形,则模板匹配可以只做平移搜索,从而能大大减少计算量,经过搜索优化的模板匹配算法的计算速度往往快于基于特征的图像匹配算法<sup>[22]</sup>。但是对于一些实时应用,平移搜索的模板匹配计算量仍然需要进一步优化。

针对遥感异源图像匹配存在的问题,本文提出了一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)增强的 HOG 特征描述的快速图像匹配算法(PCA-HOG),并在实验部分对该算法的匹配准确率与计算效率进行了验证。

## 2 基于 PCA-HOG 描述的结构特征提取

### 2.1 传统 HOG 算子描述

HOG<sup>[17]</sup>是目标检测和图像匹配中常用的特征描述子。HOG 通过统计局部梯度强度和方向构成直方图,并对图像的结构特征进行描述。HOG 特征与图像的整体灰度变化相独立,因此对于异源图像存在的非线性辐射畸变, HOG 能保持良好的不变性。HOG 特征的提取主要分成以下几个步骤:

1)使用 Sobel 或 Laplacian 梯度算子与图形进

行卷积,得梯度图像。

2)按照图 3,将方向分成 8 个 bin,并对梯度按照方向进行统计,得到 8 维的直方图。

3)对直方图进行归一化处理,降低灰度畸变引起的梯度强度变化。

4)一个局部特征区域可以分成若干个 block,每个 block 又可以分成若干个 patch,每个 patch 可以按照步骤 2 统计得到一个 8 维直方图,然后进行拼接得到最终的 HOG 描述。若一个 block 有 16 个 patch,那么它对应的 HOG 描述就是 128 维。

可见 HOG 描述是基于局部梯度而形成的,而梯度方向对于噪声干扰十分敏感<sup>[23]</sup>。由于 HOG 描述是按照梯度方向进行统计得到,它的抗噪声能力并不强,对遥感异源图像的匹配正确率不高。

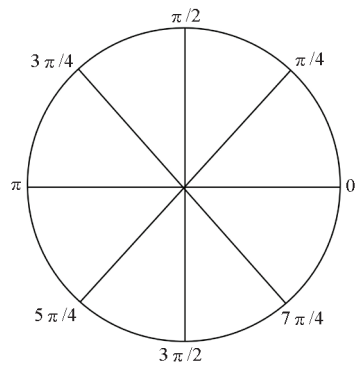


图 3 HOG 的方向划分  
Fig. 3 Orientation division of HOG

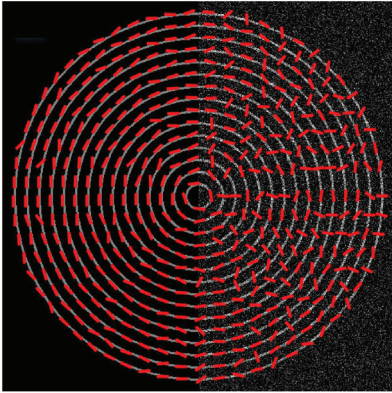
### 2.2 PCA 增强的 HOG 特征描述

为了使 HOG 特征描述更好地适应噪声,可利用 PCA 对图像的梯度方向进行增强,然后再按增强后的梯度方向统计得到 HOG 描述。本文提出的 PCA-HOG 描述的计算主要分成 3 个步骤:首先,使用 Sobel 算子计算图像梯度  $G_x$  与  $G_y$ ,然后对梯度  $G_x$ 、 $G_y$  进行多尺度 PCA 增强计算,最后按照梯度方向统计计算 HOG 描述。其中第一个步骤和最后一个步骤与传统 HOG 算子的计算没有区别。PCA 增强计算可以分成基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和基于梯度求和的两种方法。

#### 2.2.1 基于 SVD 的 PCA 计算

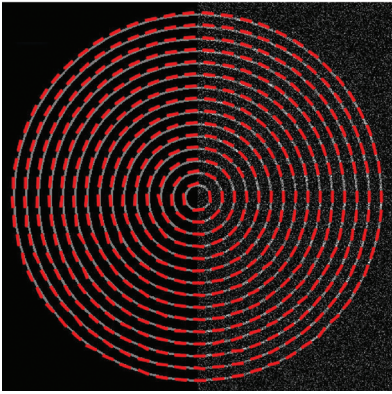
PCA 常被用于计算给定数据集的优势向量。因此,可以利用 PCA 对图像局部梯度处理,计算出局部梯度主向量,其方向即是局部主方向。主方向比原来的梯度方向更加稳定,不容易受到噪声干扰。图 4(a)给出了直接利用 Sobel 算子计算

的梯度方向,图4(b)给出了使用SVD计算的PCA提取的主方向,可见在噪声干扰下,主方向能更加准确地提取图像中结构纹理的方向。



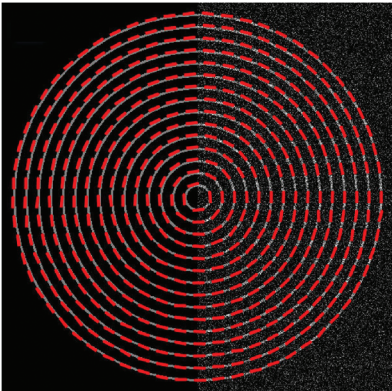
(a) Sobel 直接提取的梯度方向

(a) Orientation maps estimated with Sobel



(b) SVD 的 PCA 提取的梯度方向

(b) Orientation maps estimated with PCA used SVD



(c) 多尺度梯度求和的 PCA 提取的梯度方向

(c) Orientation maps estimated with PCA used method of multi-scale gradients summation

图4 提取图像局部方向的对比

Fig.4 Comparison of the image local orientation extraction methods

对于给定图像  $I$  中的一个像素点  $(x, y)$ , 在  $N \times N$  的邻域内, 其垂直与水平方向的梯度可以

构成一个大小为  $N^2 \times 2$  的局部梯度矩阵  $G$ :

$$G = [G_x^T \quad G_y^T] \quad (1)$$

对  $G$  矩阵进行 SVD 分解:

$$G = USV^T \quad (2)$$

式中:  $V = [v_1 \quad v_2]$  是一个  $2 \times 2$  的正交矩阵;  $v_1$  是一个二维向量, 其方向即是局部梯度的主方向, 范围在  $[0, 180^\circ]$ ;  $v_2$  是一个与  $v_1$  垂直的二维向量。

### 2.2.2 PCA 计算的多尺度梯度求和法

基于 SVD 的 PCA 计算的计算量比较大。为了减少计算量, 本文提出一种基于多尺度梯度求和的主方向计算方法。对图像每个像素, 给定邻域尺度  $i$ , 利用式(3)计算该尺度的梯度方差  $G_{xx}^i$ 、 $G_{yy}^i$  与协方差  $G_{xy}^i$ :

$$\begin{cases} G_{xx}^i = \sum G_x^2 \\ G_{yy}^i = \sum G_y^2 \\ G_{xy}^i = \sum G_x G_y \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\sum$  表示对  $i \times i$  邻域进行求和, 尺度  $i$  决定了邻域范围大小。最终的主方向计算是基于多个尺度平均梯度的加权融合计算得到的  $G_{xx}$ 、 $G_{yy}$ 、 $G_{xy}$ :

$$\begin{cases} G_{xx} = \sum_i w_i G_{xx}^i \\ G_{yy} = \sum_i w_i G_{yy}^i \\ G_{xy} = \sum_i w_i G_{xy}^i \end{cases} \quad (4)$$

式中, 权值  $w_i$  的定义如下:

$$w_i = \frac{\sqrt{(G_{xx}^i - G_{yy}^i)^2 + 4G_{xy}^i}}{G_{xx}^i + G_{yy}^i} \quad (5)$$

最后像素点的主方向  $\varphi$  计算方法如下:

$$\varphi = \frac{1}{2} \angle (G_{xx} - G_{yy}, 2G_{xy}) \quad (6)$$

式中:  $-\frac{1}{2}\pi < \varphi \leq \frac{1}{2}\pi$ ;  $\angle(x, y)$  定义为

$$\angle(x, y) = \begin{cases} \arctan(y/x) & x \geq 0 \\ \left[ \arctan(y/x) \right] + \pi & x < 0 \wedge y \geq 0 \\ \left[ \arctan(y/x) \right] - \pi & x < 0 \wedge y < 0 \end{cases} \quad (7)$$

图4(c)给出了使用多尺度梯度求和计算的主方向, 可见多尺度梯度求和计算的主方向与 SVD 计算的主方向(图4(b))基本一致, 都对噪声干扰有良好适应性, 但是梯度求和法的计算量要比 SVD 少, 并且可以通过积分图像优化进一步减少计算量。

### 3 匹配算法的实现与加速方法

#### 3.1 基于多尺度 PCA-HOG 描述的模板匹配算法

本文提出的匹配算法是一种全搜索的模板匹配算法,算法计算模板与基准图上候选窗口之间的相关性,并逐像素地移动候选窗口以寻找最佳匹配目标窗口。图 5 所示为全搜索模板匹配的示意。这种全搜索方法是假设图像已经进行了几何校正,模板和基准图之间只存在平移变换,这样的全搜索匹配算法常常在视觉导航和制导领域使用。

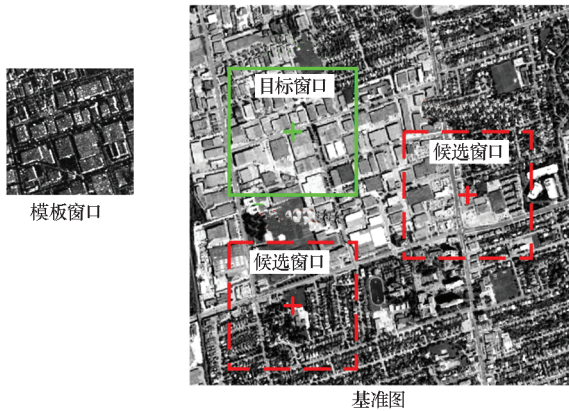


图 5 全搜索模板匹配示意

Fig. 5 Diagram of full-search template matching

设  $A = \{a(x_1, y_1), a(x_2, y_2), \dots, a(x_n, y_n)\}$  为模板窗口,大小为  $n \times n$ ;基准图为  $B = \{b(\alpha_1, \beta_1), b(\alpha_2, \beta_2), \dots, b(\alpha_m, \beta_m)\}$ ,大小为  $m \times m$ 。则所提出的模板匹配方法可以定义为如式(8)所示的最优化问题:

$$P = \arg \max_{I_i \in U_w} D(T(A), T(I_i)) \quad (8)$$

式中: $P$  代表匹配输出的位置结果; $I_i$  为基准图  $B$  上候选窗口, $U_w$  为基准图  $B$  上候选窗口的集合; $T(\cdot)$  表示将灰度图像转换为 PCA-HOG 特征向量; $D(\cdot)$  为两特征向量之间的相似性度量函数,本文使用 NCC<sup>[9]</sup> 作为相似性度量函数。

算法的整体流程如图 6 所示,关键步骤包括:

- 1) 使用 Sobel 算子提取  $x$  与  $y$  方向的图像梯度  $G_x$  与  $G_y$ 。
- 2) 利用 PCA 计算每个像素的局部主方向。
- 3) 利用主方向与梯度幅值计算 PCA-HOG 特征。
- 4) 利用快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 加速的 NCC 计算模板与基准图中候选窗口之间的相似性系数。
- 5) 输出相似性系数最大的候选窗口位置作

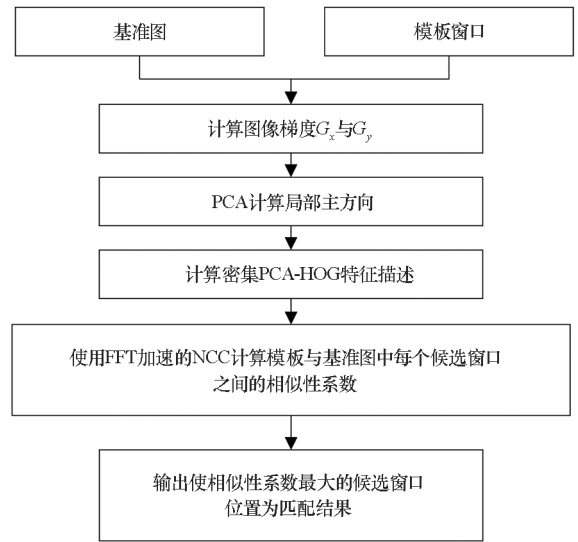


图 6 算法流程

Fig. 6 Flowchart of the proposed algorithm

为匹配结果。

#### 3.2 算法加速

计算效率优化可以使用金字塔策略或者基于梯度下降的搜索优化策略,但是这样的优化方法与全搜索方法不等价,可能错失最优结果。本文对算法计算效率进行了两方面的改进,能够在与全搜索方法等价的条件下(确保不遗漏最优结果)大幅提升计算速度。

1) 使用积分图像对基于梯度求和的 PCA 计算进行加速。

2) FFT 对 NCC 相似性系数计算进行加速。

##### 3.2.1 积分图像加速 PCA

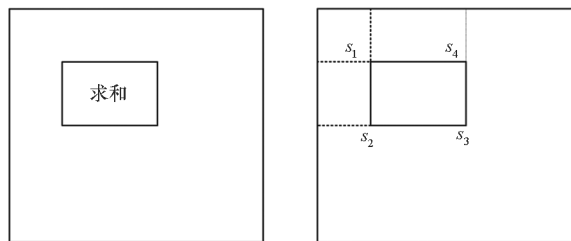
积分图像中每个像素的值是从图像原点(左上角)到这一点所构成矩形内所有像素值的和<sup>[24]</sup>。因此,图 7 中,原图像矩形区域内的像素值之和  $sum$  可以按照下式求得:

$$sum = s_3 - s_2 - s_4 + s_1 \quad (9)$$

式中, $s_1, s_2, s_3, s_4$  是矩形区域 4 个角位置对应积分图像上的像素值。因此无论矩形区域大小,使用积分图像求和都只需要三次加法计算。对于大小为  $M \times N$  的图像,从原图像得到积分图的计算复杂性为  $O(M \times N)$ 。所以如果需要对图像上很多矩形区域求和,并且矩形区域较大时,积分图像求和方法可以节省大量计算。

梯度求和法的 PCA 计算的主要计算量为每个像素的邻域梯度求和。本文利用积分图像对式(3)中的局部梯度进行求和。假设邻域矩形大小为 5 像素  $\times$  5 像素,则直接求和的计算量约为  $25 \times M \times N$ ,而使用积分图像求和的计算量约为

$4 \times M \times N$ , 计算速度能提高 5 倍多。



(a) 原图像 (b) 积分图像  
(a) Original image (b) Integral image

图7 基于积分图像求和

Fig.7 Summation based on integral image

### 3.2.2 FFT 加速 NCC 相似性计算

卷积定理可以利用 FFT 对卷积过程进行加速<sup>[22]</sup>。假设卷积操作中的基准图大小为  $m$  像素  $\times m$  像素, 模板大小  $n$  像素  $\times n$  像素, 若搜索时确保模板包含在基准图内, 则在空间域直接计算卷积的复杂度为  $O((m-n+1)^2n^2)$ , 而使用 FFT 加速后的卷积计算复杂度为  $O(2m^2\log_2m)$ 。比较可以发现, 当模板较大时, 使用 FFT 加速后的卷积可以大幅减少计算量。NCC 的计算公式如下:

$$NCC = \frac{\sum t_i p_i - \sum \bar{t} \bar{p}}{\sqrt{(\sum t_i^2 - \sum \bar{t}^2) - (\sum p_i^2 - \sum \bar{p}^2)}} \quad (10)$$

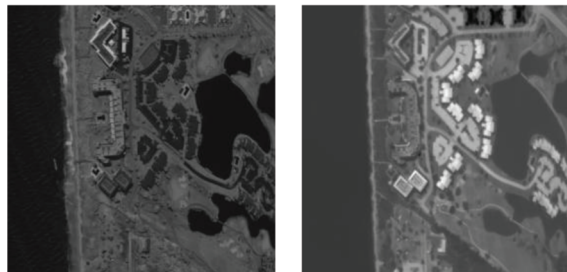
式中,  $t_i$  为模板图像像素值,  $p_i$  为基准图上对应窗口像素值,  $\bar{t}$  为模板像素均值,  $\bar{p}$  为窗口像素均值,  $\sum t_i p_i$  是相关项。在以 NCC 做相似度量的匹配搜索过程中, 模板图像和基准图像的每个窗口需要进行相关计算, 这实际上就是计算了一次模板和基准图之间的卷积。因此可以利用 FFT 对 NCC 相似度量与搜索过程中的卷积进行加速。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 数据集

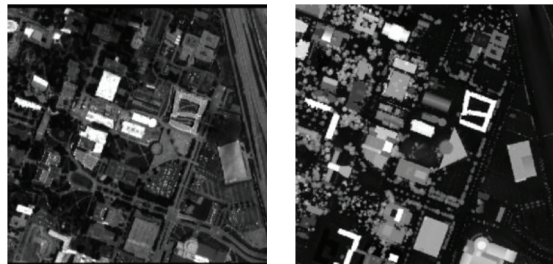
使用 20 对遥感异源图像对提出的算法和现有的模板匹配算法进行比较测试。测试图像包括 SAR、红外、激光雷达和可见光图像。图像中的地物类型主要包括: 城市建筑、道路、桥梁、河流和山脉等。图 8 给出了一些测试匹配对, 可见这些遥感异源图像之间存在严重的灰度畸变, 并且 SAR 图像还存在严重的噪声畸变和细节缺失, 这些都给图像匹配带来了很大的困难。

每一对异源图像都包括实时图像和基准图像, 从实时图像中选取模板匹配到基准图上。选取的模板分为 4 种不同的大小, 分别为 32 像素  $\times$



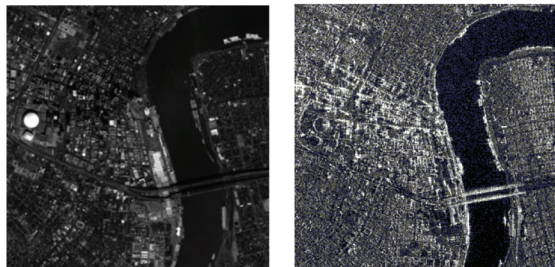
(a) 可见光图像与红外图像对比

(a) Comparison between visible image and infrared image



(b) 可见光图像与激光雷达图像对比

(b) Comparison between visible image and laser radar image



(c) 可见光图像与 SAR 图像对比

(c) Comparison between visible image and SAR image

图8 测试集图例

Fig.8 Samples from testing data

32 像素、64 像素  $\times$  64 像素、96 像素  $\times$  96 像素、128 像素  $\times$  128 像素。对于各尺度的模板, 在实时图内随机选取 25 个模板。基准图像的尺寸都是 320 像素  $\times$  320 像素。此外, 对测试图像进行归一化处理后添加了三种不同方差 (0.01, 0.03, 0.05) 的高斯噪声来测试算法的抗噪声能力。图 9 给出了原图像和添加噪声图像的例子, 其中图 9(a) 为原图像, 图 9(b) ~ (d) 添加了不同方差的高斯噪声。

### 4.2 评价标准

使用匹配正确率 (Correct Matching Rate, CMR) 作为算法表现的评价标准。  $CMR = CM/R$ , 其中  $R$  是总匹配对次数,  $CM$  是匹配正确的次数。在本文, 当匹配位置与实际位置重叠面积比 (Overlapping Area Ratio, OAR) 达到 90% 以上时, 匹配结果被认定为正确的。

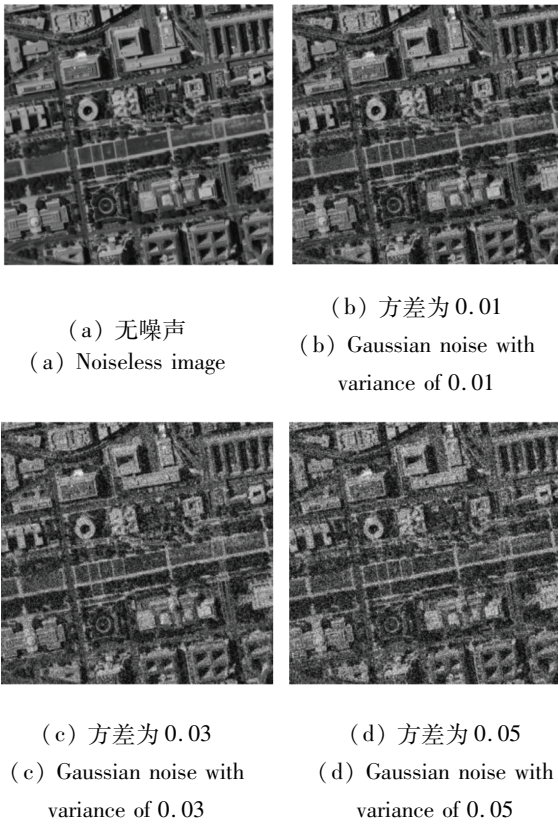


图 9 噪声示例  
Fig. 9 Noise samples

$$OAR = \frac{f(TW - \Delta x) \times f(TW - \Delta y)}{TW \times TW} \quad (11)$$

式中:  $TW$  为模板的边长;  $\Delta x$ 、 $\Delta y$  为匹配位置和实际位置的误差;  $f(x)$  为截断函数,

$$f(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

### 4.3 算法比较结果与分析

本节通过与现有算法 MI<sup>[16]</sup>、基于方向梯度通道特征 (Channel Features of Orientated Gradients, CFOG) 的模板匹配算法<sup>[12]</sup>、HOG-NCC、HOPC<sup>[21]</sup> 的实验结果相比较, 来分析所提算法 PCA-HOG 在遥感异源图像匹配中的优越性。下面简要介绍以上算法:

1) CFOG: 是一种基于图像方向梯度的像素化特征表示, 是对 HOG 特征描述符的扩展, 基于 CFOG 的模板匹配具有优越的计算效率, 但是因为 CFOG 直接基于梯度构建, 存在对噪声适应性不足的问题。

2) HOG-NCC: 该匹配算法使用 HOG 作为特征描述, 并使用 NCC 作为相似度量方法。相比于本文算法, HOG-NCC 并没有使用 PCA 提取主方向, 也没有使用积分图像和 FFT 加速方法。

3) HOPC: 该算法先使用 log-Gabor 提取方向, 然后按方向统计相位一致性, 得到相位一致性直方图特征, 最后使用 NCC 作为相似性度量进行匹配。HOPC 利用了图像的相位信息, 但是相位对噪声干扰也比较敏感。

图 10 显示了对原图像 (没有添加噪声), 各种算法使用不同大小模板的匹配正确率。结果表明本文提出的匹配算法 PCA-HOG 整体高于其他几种匹配算法, 平均正确率高出第二名 (CFOG) 3.5%。另外可以看出, 基于结构特征的匹配算法 (CFOG、HOPC、PCA-HOG、HOG-NCC) 的正确率都相比于直接基于图像灰度的匹配算法 (MI) 高。这一结果表明, 对于非线性灰度畸变非常明显的遥感异源图像, 直接对图像灰度进行相似性度量的匹配算法不是非常有效, 应该使用特征描述先提取结构信息, 然后再匹配。

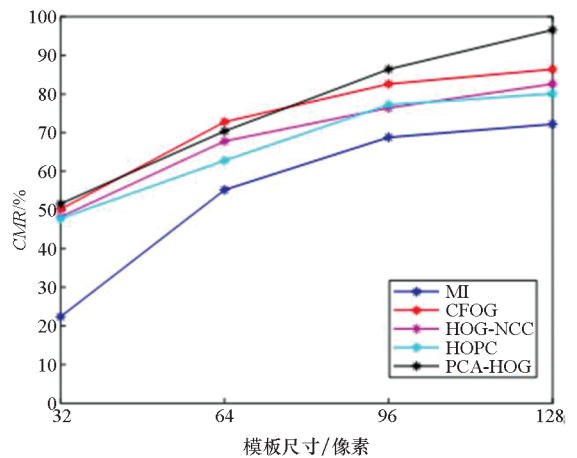
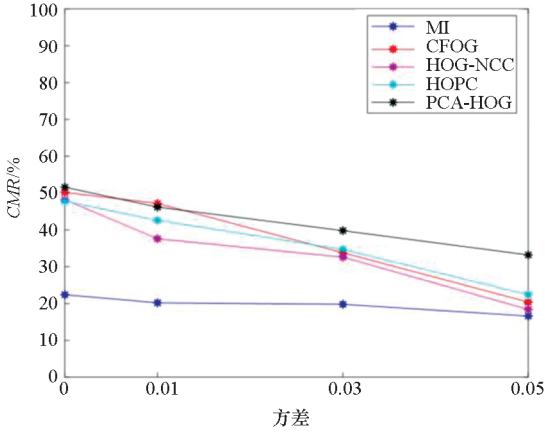


图 10 原图像匹配结果

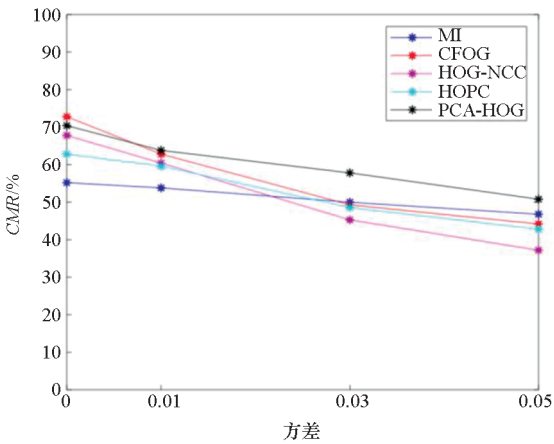
Fig. 10 Matching result on original images

此外, 对测试算法在不同程度噪声干扰下的结果进行了比较, 结果如图 11 所示。可以看出, 所有算法的  $CMR$  都随着噪声水平的增加而降低, 而 PCA-HOG 相较于其他几种算法, 整体匹配正确率更高。另外, 随着噪声强度的增加, 相比于基于图像灰度的算法 (MI), 基于结构特征的算法 (CFOG、HOPC、PCA-HOG、HOG-NCC) 正确率下降得更快。尤其是当高斯噪声方差为 0.05 时, 一些基于结构特征的匹配算法正确率要小于 MI。这是因为这些算法的结构特征提取方法都是基于梯度或相位, 梯度或相位对噪声干扰非常敏感。PCA-HOG 算法的匹配正确率明显优于 HOG-NCC 算法, 后者没有使用 PCA 提取主方向, 这验证了使用 PCA 对 HOG 特征增强可以改善匹配性能。

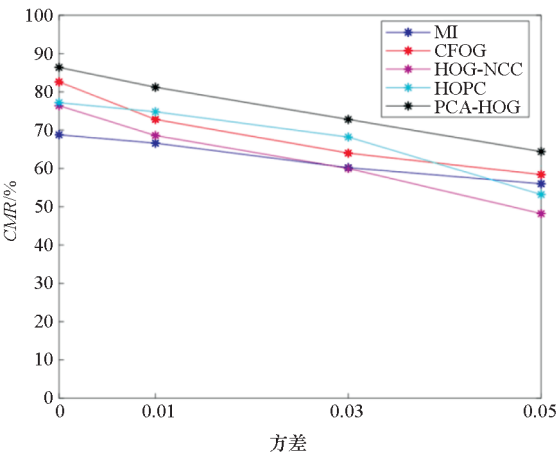
图 12 给出了部分 PCA-HOG 匹配结果图,其中的 SAR 图像带有严重的噪声,且和可见光图像、红外图像间有着很大的灰度差异,使用 PCA-HOG 算法仍然可以正确匹配图像,这说明该算法能有效匹配带有灰度畸变和噪声干扰的遥感异源图像。



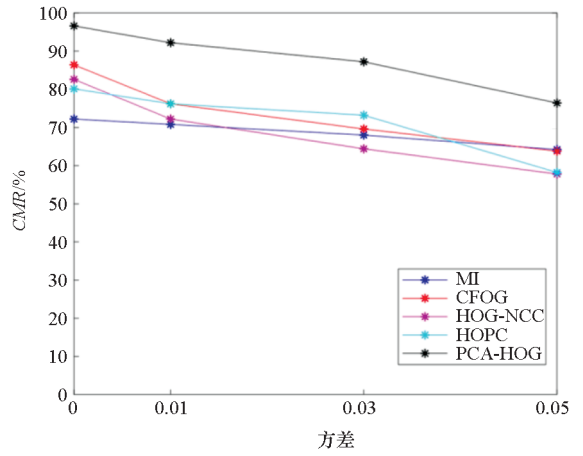
(a) 模板尺寸: 32 像素 × 32 像素  
(a) Template size: 32 pixel × 32 pixel



(b) 模板尺寸: 64 像素 × 64 像素  
(b) Template size: 64 pixel × 64 pixel



(c) 模板尺寸: 96 像素 × 96 像素  
(c) Template size: 96 pixel × 96 pixel



(d) 模板尺寸: 128 像素 × 128 像素  
(d) Template size: 128 pixel × 128 pixel

图 11 添加噪声情况下测试算法的匹配结果  
Fig. 11 Matching results of tested algorithms on images with noise



(a) SAR - 可见光(将 SAR 图像叠加到可见光图上)  
(a) SAR-visible (bottom layer is visible image; top layer is SAR image)



(b) SAR - 红外(将 SAR 图像叠加到红外图像上)  
(b) SAR-infrared (bottom layer is infrared image; top layer is SAR image)

图 12 PCA-HOG 算法的匹配结果示例  
Fig. 12 Samples of PCA-HOG matching results

对提出的算法加速方法也进行了测试。测试平台为 Intel CPU i7 单核 2.10 GHz,对使用加速方法和不使用加速方法的 PCA-HOG 算法的运行时间进行了测试,结果如表 1 所示,其中基准图尺寸为 320 像素 × 320 像素。



表 1 算法运行时间比较

Tab. 1 Algorithm running time comparison

模板大小/ (像素 × 像素)	使用加速 方法/ms	不使用加速 方法/ms
32 × 32	178.4	1 412.8
64 × 64	173.6	4 460.8
96 × 96	168.4	7 726.8
128 × 128	162.6	10 057.1

从表 1 可以看出,在使用加速方法的情况下,算法的运行速度有 1~2 个数量级的提升,这与本文 3.2 节对算法复杂性的分析基本一致。

## 5 结论

针对遥感异源图像匹配存在的问题,提出了一种基于 PCA 增强 HOG 特征描述的快速遥感异源图像匹配算法。该算法利用 PCA 对局部主方向进行提取,改进了 HOG 描述对噪声的适应性。实验对算法在遥感异源图像数据集上进行了评估,并且与现有的算法进行了比较。实验结果表明,本文提出的匹配算法在正确率上明显优于其他测试算法。本文算法还利用积分图像对特征提取过程进行加速,并使用 FFT 对匹配搜索过程进行了加速。实验部分,对比了加速前后的匹配算法,测试结果表明加速方法能将算法的计算效率提高 1~2 个数量级。本文提出的匹配算法和其他 4 种比较的算法都是按照整像素平移搜索实现的模板匹配算法,因此,不能实现亚像素匹配定位。后续将对基于本算法的亚像素精确匹配开展研究。

## 参考文献 (References)

- [1] 涂国勇,李壮,周韶斌,等. Gabor 二进制编码异源图像匹配方法[J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(5): 175-179.  
TU G Y, LI Z, ZHOU S B, et al. Gabor binary encoding for multi-sensor image matching [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2015, 37(5): 175-179. (in Chinese)
- [2] 李想,朱遵尚,尚洋,等. 方向矩异源图像匹配算法[J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(1): 153-158.  
LI X, ZHU Z S, SHANG Y, et al. Multimodal image registration based on orientation-moment [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2015, 37(1): 153-158. (in Chinese)
- [3] WAN X, LIU J G, LI S Y, et al. Phase correlation decomposition: the impact of illumination variation for robust subpixel remotely sensed image matching [J]. IEEE

Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9): 6710-6725.

- [4] 李壮,涂国勇,李伟建,等. 使用局部色调映射匹配异源图像[J]. 国防科技大学学报, 2014, 36(3): 32-35.  
LI Z, TU G Y, LI W J, et al. Using local tone mapping to match multi-sensor images[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2014, 36(3): 32-35. (in Chinese)
- [5] SEDAGHAT A, EBADI H. Distinctive order based self-similarity descriptor for multi-sensor remote sensing image matching[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 62-71.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [M]//Computer Vision-ECCV 2006. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 404-417.
- [8] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision, 2011: 2564-2571.
- [9] KORMAN S, REICHMAN D, TSUR G, et al. Fast-match: fast affine template matching [J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 121: 111-125.
- [10] DEKEL T, ORON S, RUBINSTEIN M, et al. Best-buddies similarity for robust template matching [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2021-2029.
- [11] LI Z Y, GAO S, NAI K. Robust object tracking based on adaptive templates matching via the fusion of multiple features[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 44: 1-20.
- [12] YE Y X, BRUZZONE L, SHAN J, et al. Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11): 9059-9070.
- [13] YE Y X, SHAN J, BRUZZONE L, et al. Robust registration of multimodal remote sensing images based on structural similarity[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(5): 2941-2958.
- [14] HEL-OR Y, HEL-OR H, DAVID E. Fast template matching in non-linear tone-mapped images [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision, 2011: 1355-1362.
- [15] HEL-OR Y, HEL-OR H, DAVID E. Matching by tone mapping: photometric invariant template matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(2): 317-330.
- [16] VIOLA P, WELLS W M. Alignment by maximization of mutual information [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 1995: 16-23.
- [17] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern

- Recognition, 2005.
- [18] YE Y X, SHAN J. A local descriptor based registration method for multispectral remote sensing images with non-linear intensity differences [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 90: 83 - 95.
- [19] KIM S R, MIN D B, HAM B S, et al. DASC: robust dense descriptor for multi-modal and multi-spectral correspondence estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(9): 1712 - 1729.
- [20] KOVESI P. *Image features from phase congruency* [R]. Perth: The University of Western Australia, 1995.
- [21] YE Y X, SHEN L. HOPC: a novel similarity metric based on geometric structural properties for multi-modal remote sensing image matching [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2016, III - 1: 9 - 16.
- [22] 董晶. 模板图像快速可靠匹配技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2015.
- DONG J. Study on fast and reliable pattern match [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015. (in Chinese)
- [23] FENG X G, MILANFAR P. Multiscale principal components analysis for image local orientation estimation [C] // Proceedings of Conference Record of the Thirty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2002: 478 - 482.
- [24] PORIKLI F. Integral histogram: a fast way to extract histograms in Cartesian spaces [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.