

基于局部二进制描述 SIFT 特征的 锆石图像配准方法

邱春玲¹, 陶 强¹, 范润龙², 王培智¹

(1. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院, 长春 130022; 2. 中国地质科学院 地质研究所, 北京 100037)

摘要: 针对尺度不变特征变换(SIFT)算法计算复杂度高、匹配速度慢的问题, 提出一种新的局部二进制模式(LBP)特征描述方法, 描述 SIFT 算法检测出的锆石图像特征点, 然后用主成分分析法(PCA)将生成的描述向量降维, 最后利用欧式距离法完成配准。新 LBP 描述方法计算简单, 具有旋转不变性和光照不变性, 描述向量经过 PCA 降维以后匹配过程简单快速。实验结果表明: 配准效果可以满足仪器自动寻样的需求, 并且能够显著提升锆石图像的配准速度、提高仪器运行效率。

关键词: 计算机应用; 图像配准; SIFT 算法; 局部二进制模式; 主成分分析

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2014)06-1793-06

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb201406039

Zircon image matching method based on description of SIFT feature by LBP

QIU Chun-ling¹, TAO Qiang¹, FAN Run-long², WANG Pei-zhi¹

(1. College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. Institute of Geology Chinese Academy of Geological Sciences, Beijing 100037, China)

Abstract: In order to solve the problem of high computational complexity and low matching speed of the traditional Scale Invariant Feature Transform (SIFT) algorithm, a new method of feature description using Local Binary Patterns (LBPs) was proposed. This method was used to describe the zircon image feature points detected by SIFT algorithm. The dimensionality of the feature vector was reduced using Principal Component Analysis (PCA), and the descriptor matching was carried out with Euclid Distance. The new description method of LBPs has a more simple calculation, and this algorithm has excellent features of rotation invariance and illumination invariance. The descriptor matching is faster after PCA dimension reduction. Experimental results show that this method meets the requirements of automated sample search, and significantly improves the matching speed of zircon images, improves the efficiency of the instrument.

Key words: computer application; image matching; SIFT algorithm; local binary patterns; principal component analysis(PCA)

收稿日期: 2013-07-26.

基金项目: 国家重大科学仪器开发专项项目(2011YQ050069, 2011YQ05006907).

作者简介: 邱春玲(1963-), 女, 教授, 研究方向: 分布式测控, 分析仪器. E-mail: qiuchunling@jlu.edu.cn

通信作者: 范润龙(1980-), 男, 助理研究员, 研究方向: 质谱仪器控制, 大型科学仪器远程控制.

E-mail: fanrunlong2003@126.com

锆石微区定年技术是地质年代学领域中应用最广的技术方法。高分辨二次离子探针质谱仪(SHRIMP II)在锆石微区年龄测定方面有无可替代的优势,为实现该仪器的自动寻样,提高仪器的运行效率,需要为仪器采集的锆石图像的准确配准设计一种快速、适用的算法。

尺度不变特征变换(Scale invariant feature transform,SIFT)算法是由 Lowe 教授^[1-2]提出的,是目前应用最广的特征检测图像匹配方法之一。算法内容可以分成 3 个部分:①特征点检测;②特征点的描述,生成特征向量;③特征向量匹配。SIFT 算法虽然最终的配准点对众多,然而其特征点的描述过程过于复杂,导致整个配准过程时间过长,文中应用不需要过多的配准点对,而且其较低的匹配效率更加不利于仪器的自动化。Heikkil 等^[3]提出了一种 CS-LBP 算法来描述特征区域,并将其与 SIFT 算法结合,减少了特征描述时间,但是生成的特征向量维度由 SIFT 的 128 维变成了 256 维,导致特征匹配复杂度增加,最终的配准效率也是改善甚微。文献[4]提出用成分分析(Principal component analysis,PCA)方法对 SIFT 特征向量降维,但由于其采用了更大的特征邻域构建描述符,又抵消了降维所带来的速度提高。

本文在 SIFT 算法提取的特征点基础上,提出并采用一种新的局部二进制描述算子描述特征点 15×15 领域,减小了原算法的描述复杂度,简化了特征点的描述,然后用 PCA 方法对描述生成的特征向量降维,最后配准。在保证配准率满足仪器自动化的前提下,缩短了配准时间,明显提高了仪器运行效率。

1 SIFT 特征点的检测

检测图像的 SIFT 特征点就是寻找图像的尺度空间的极值点。一幅图像 $I(x, y)$ 的尺度空间图像表示为:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= \\ (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) &= \\ L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (1)$$

式中:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2)$$

$G(x, y, \sigma)$ 为二维高斯函数:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (3)$$

σ 为尺度空间因子,也是高斯函数的方差,其值越

小图像被平滑得越少,尺度就越小;符号“*”表示卷积运算。为了有效地在尺度空间检测到极值点,用金字塔形式构建图像的尺度空间,图像金字塔共有 O 组,每组有 S 层,每层是原图像对应于尺度 $\sigma(O, S)$ 的尺度空间图像,下一组图像由上一组图像降采样得到,尺度 $\sigma(O, S)$ 表示如下:

$$\sigma(O, S) = \sigma_0 2^{(O+S)/S} \quad (4)$$

式中: O、S 分别为高斯图像所在的组数和层数。算法中 O、S、 σ_0 的取值分别为 7, 6, $1.6 \times 2^{1/3}$ 。

构建完图像的尺度空间金字塔以后,对金字塔中的每个点进行比较,即将每个点与同一尺度的周围邻域 8 个像素和相邻尺度对应位置的周围邻域 9×2 个像素总共 26 个像素进行比较。当该点像素值比所有邻域像素值都大或都小时,该点为极值点。极值点的检测是在离散空间中进行的,检测到的极值点并不是真正意义上的极值点,因此通过函数拟合方法精确定位极值点的位置和尺度,同时去除响应值小和不稳定的边缘响应点。在极值点对应尺度空间邻域内采样,用直方图统计邻域内的梯度方向,将 $0 \sim 360^\circ$ 等分为 36 份,即每 10° 一个柱,直方图的峰值代表了该极值点的方向 θ 。这样就确定了极值点的位置、尺度和方向。

2 SIFT 特征点的局部二进制描述

图 1 给出了一个基本的 LBP 描述算子。对于一个像素点,以该点的灰度值作为阈值,将其周围 3×3 的 9 邻域的像素灰度值与其进行比较,比它大的为 1,比它小的为 0,按照一定的顺序将二值化的结果组成一个 8 位二进制数,以此二进制数的值(0~255)作为该点的 LBP 响应。本文在基本 LBP 描述算子基础上提出了一种新的描述算子 AVG-LBP。

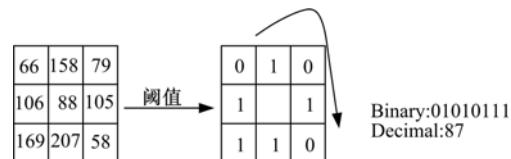


图 1 基本 LBP 算子

Fig. 1 Basic LBP operator

2.1 AVG-LBP 描述算子

新的描述算子 AVG-LBP 选取待描述点半径为 2 的圆形邻域内的 8 个像素点,如图 2 所示,图中一个方格对应一个像素,对于正好处于方格中

心的邻域点(左, 上, 右, 下四个黑点), 直接以该点所在的方格像素值作为它的值; 不在方格中心的点(斜 45° 方向的 4 个黑点), 用双线性插值法确定其像素值, 假设该点像素值为 $value$, 邻近 4 个像素点为 $I(i-2, j-2)$, $I(i-2, j-1)$, $I(i-1, j-2)$, $I(i-1, j-1)$, 则由双线性插值法可求得 $value$ 值表达式如下:

$$\begin{aligned} value(1) &= I(i-2, j-2) + \\ &0.5858 * (I(i-2, j-1) - I(i-2, j-2)), \\ value(2) &= I(i-1, j-2) + \\ &0.5858 * (I(i-1, j-1) - I(i-1, j-2)), \\ value &= value(1) + 0.5858 * \\ &(value(2) - value(1)) \quad (5) \end{aligned}$$

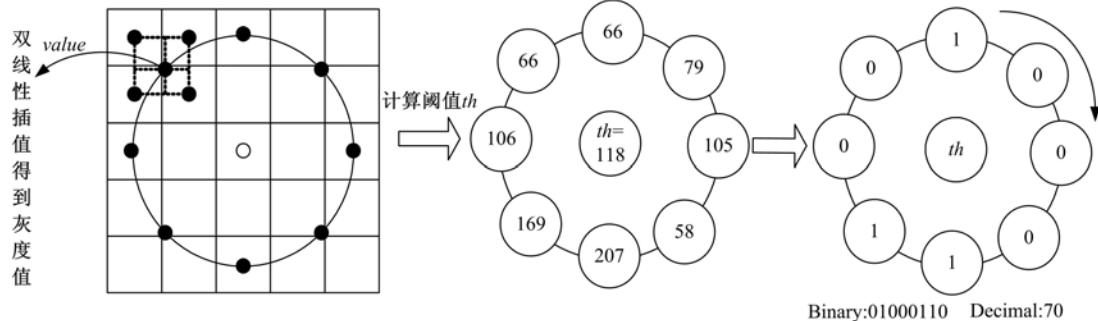


图 2 AVG-LBP 算子

Fig. 2 AVG-LBP operator

2.2 特征点的 AVG-LBP 描述

根据第 1 节检测到的 SIFT 特征点, 可以得到特征点所在的尺度 σ 、方向 θ 和坐标 (x_i, y_i) 。由尺度 σ 得到对应的尺度空间图像 $I(x, y, \sigma)$, 在

在计算待描述点的 LBP 值时, 本文使用该点圆形邻域内 8 个点的平均值作为新的阈值, 新的 LBP 算子为:

$$\text{AVG-LBP} = \sum_{i=1}^8 s(n_i - m) 2^{i-1},$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}, \quad m = (\sum_{i=1}^8 n_i)/8 \quad (6)$$

式中: m 表示圆形领域内 8 个点的平均值, n_i 表示圆形领域内的 8 个点的像素值。

如图 2 所示, 与图 1 中 8 个邻域像素值相同, 新的 LBP 算子 $\text{AVG-LBP} = 70$, 而基本 $\text{LBP} = 87$ 。通过实验结果可知, 改进后的 LBP 描述算子有效地抑制了噪声的影响。

尺度空间 $I(x, y, \sigma)$ 上取特征点坐标周围 19×19 大小的描述区域, 进行如下步骤的处理, 对应的图像和直方图如图 3 所示。

(1) 将 19×19 大小的描述区域旋转 θ 角度至

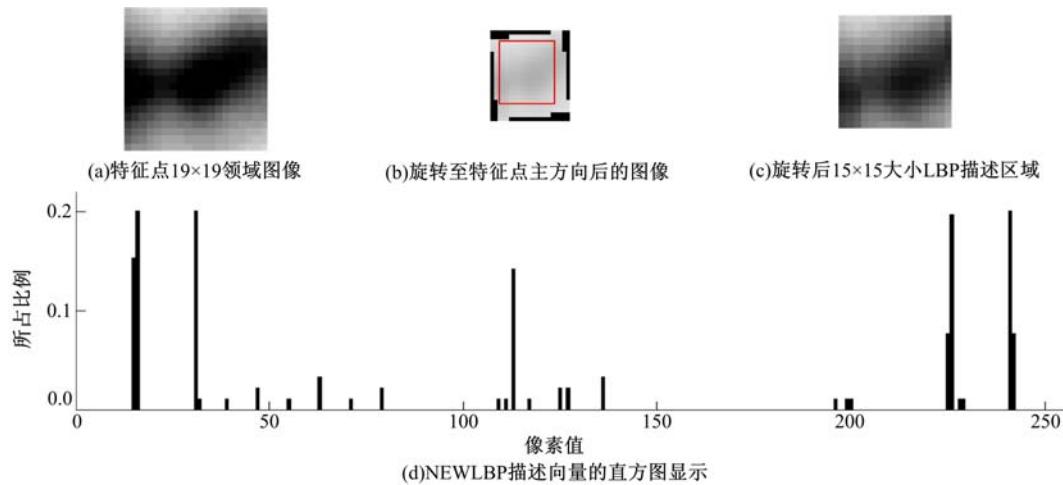


图 3 AVG-LBP 描述

Fig. 3 AVG-LBP descriptor

特征点的主方向, 确保描述区域的旋转不变性。

(2) 取旋转后区域内特征点周围 15×15 大小

的区域作为最后的 LBP 描述区域, 一共 225 个点, 描述区域大小确定为 15×15 的原因在本文后

续章节中有介绍。

(3) 对 15×15 个像素点求 AVG-LBP 值, 得到 225 个在 0 到 255 范围内的值, 将此 225 个值保存为直方图向量 $HistLBP$ 。

(4) 为了消除光照的影响, 对直方图向量 $HistLBP$ 进行归一化处理, 即:

$$HistLBP'_i = \frac{HistLBP_i}{\sqrt{\sum HistLBP_i^2}} \quad (7)$$

并将归一化后 $HistLBP$ 的阈值设为 0.2, 大于 0.2 的值直接取值为 0.2。最后得到 256 维的特征向量 $HistLBP$ 。

3 特征向量的主成分分析方法降维

PCA 的实质是在尽可能准确地代表原始数据的前提下, 通过线性变换将高维空间中样本数据投影到低维空间中。由 AVG-LBP 算子描述的特征向量是 256 维, 如图 3(d) 所示, 存在降维的空间。将检测出的 k 个特征点对应的 k 个 256 维特征向量组成 $k \times 256$ 大小的二维矩阵 \mathbf{D} , 将其与事先计算的 $256 \times n$ 维投影矩阵相乘, 得到 $k \times n$ 大小的降维后的二维特征矩阵, 本文 n 为 20。因此需要得到 256×20 大小的投影矩阵。

PCA 降维方法其实就是求投影矩阵的过程, 本文按如下步骤生成投影矩阵:

(1) 对一系列同类的锆石图像提取特征点, 一共 m 个特征点, 将所有特征点的特征向量组成 $m \times 256$ 大小的二维矩阵 \mathbf{A} 。

(2) 计算矩阵 \mathbf{A} 的协方差矩阵 covA , 该矩阵大小为 256×256 。协方差矩阵的计算公式为:

$$\mathbf{A} = \mathbf{A} - \text{mean}(\mathbf{A}), \text{covA} = \mathbf{A}^T \mathbf{A} \quad (8)$$

式中: $\text{mean}(\mathbf{A})$ 表示求矩阵 \mathbf{A} 的均值。

(3) 计算协方差矩阵 covA 的特征值和对应的特征向量, 取前 n 个特征向量, 本文中 n 取 20, 得到 256×20 大小的投影矩阵 \mathbf{P} 。投影矩阵只需计算一次, 并存储, 降维时只需做一个矩阵的乘法运算 $\mathbf{D} \times \mathbf{P}$ 。

当两幅图像的 AVG-LBP 特征向量生成后, 采用特征向量的欧式距离作为两幅图像中特征点的相似性判断度量。取图像 A 中某个关键点, 找出其与图像 B 中欧式距离最短的前两个关键点, 如果最近的距离乘以某个比例阈值 $threshold$ 小于次近的距离, 则接受最近的这一对匹配点。提高比例阈值 $threshold$, 匹配点有减少, 但会更加稳定, 准确率更高。两个向量 $(n_1, n_2, n_3, \dots, n_i)$

和 $(m_1, m_2, m_3, \dots, m_i)$ 的欧式距离公式为:

$$d = \sqrt{(n_1 - m_1)^2 + (n_2 - m_2)^2 + \dots + (n_i - m_i)^2} \quad (9)$$

4 实验及分析

本文对 SIFT 做了两个改变, 首先用 AVG-LBP 区域描述代替 SIFT 的梯度直方图描述, 然后对描述向量做 PCA 降维后再配准。实验分别将两个改变后的配准效果与 SIFT 算法的配准效果进行比较和分析, 最后对 3 个算法的配准时间进行比较。之前需要做如下两个工作:

首先, 如 2.2 节中所描述的, 用特征点周围领域 15×15 的范围作为 AVG-LBP 的描述区域, 15×15 大小的范围是通过反复实验确定的, 正如图 4 所示, 并不是描述区域越大配准率越高, 相反描述区域太大会影响配准速度, 因此本文选择 15×15 大小的描述区域。

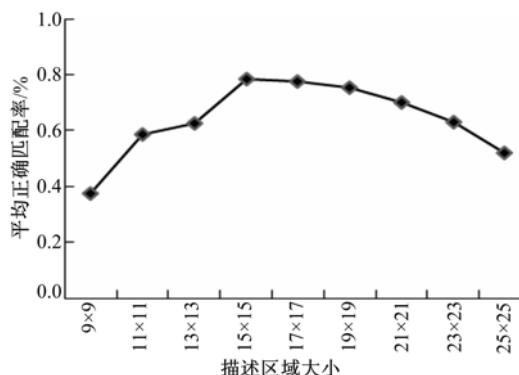


图 4 特征点 AVG-LBP 描述区域

Fig. 4 AVG-LBP description region of the keypoint

然后, 需要选择一批同类型的图像来求取 PCA 降维时所需要的投影矩阵, 因为本文算法的应用方向是高分辨二次离子质谱仪器中采集的锆石图像, 所以事先从仪器中采集大量同类型的锆石图像, 并按照第 3 节中的步骤进行投影矩阵 \mathbf{P} 的计算。图 5 是本文所选择的部分实验图像。

4.1 配准效果分析

为了检验新的配准算法的配准效果和实用性, 将本文对 SIFT 算法进行的两次改变分别与原 SIFT 算法进行比较。测试图像来自高分辨二次离子质谱仪器 SHRIMP II; SIFT 算法选择加利福尼亚大学 Andrea Vedaldi 博士提供的算法 Matlab 环境下的算法源码; 本文算法是在 SIFT 算法代码框架基础上进行编写的, 先用 LBP 特征描述符代替梯度描述符, 取名 PCA-LBP-SIFT 算

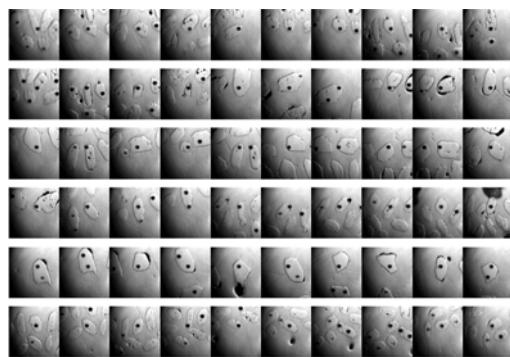


图 5 投影矩阵的计算图像

Fig. 5 Text images of computing projection matrix

法,再在 PCA-LBP-SIFT 算法的基础上增加 PCA 降维,最终的锆石图像快速配准算法取名 PCA-LBP-SIFT 算法。

评价基于关键点的配准算法的常用方法是计算配准率,即正确配准点数/总配准点数。如第 3.2 节中所叙述的,改变阈值 $threshold$ 可以改变两幅图像的总配准点数,首先在 $threshold=2$ 时,比较 3 种算法的配准率。如图 6 所示,SIFT 算法的配准率为 $34/38=89.4\%$,LBP-SIFT 算法的配准率为 $22/25=88.0\%$,PCA-LBP-SIFT 算法的配准率为 $23/28=82.1\%$ 。可以看出,LBP-SIFT 算法配准率和 SIFT 算法差别不大,但是总的匹配点数下降明显,而 PCA-LBP-SIFT 算法相对于 LBP-SIFT 算法配准率有所下降,但是总的匹配点数有所增加。总体上,新算法的配准效果有所下降,但是鉴于新算法的研究目的在于计算出两幅图像的偏移量,用以进行样品台的坐标校正,所以通过改变阈值 $threshold$,使最终的配准效果中没有错配点(没有交叉对),然后对所有配准点坐标的偏移量求平均值,得到图像的偏移量,实验方法如下。

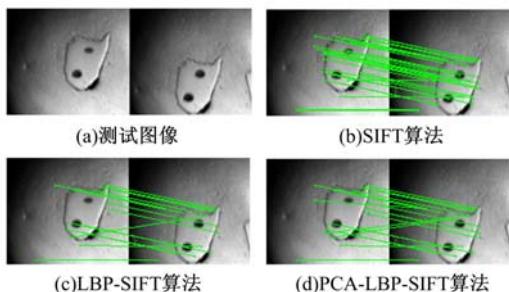


图 6 锆石测试图像和相同阈值条件下三种算法的配准效果

Fig. 6 Zircon test image and the matching result of the three algorithms in the same threshold

选择两个测试图像对,一对是只含有一个锆石颗粒的样品图像,如图 7(a)所示;一对是含有多个锆石颗粒的样品图像,如图 8(a)所示。用这两对图像基本可以代表这一类锆石图像。分别用 3 个算法对两对图像进行匹配,同时调整 $threshold$ 值,使配准结果中没有误配点。如图 7 和图 8 所示,测试图像 1 中,原 SIFT 算法最终的匹配点对数为 11 个,LBP-SIFT 算法为 8 个,PCA-LBP-SIFT 算法为 9 个;测试图像 2 中,原 SIFT 算法最终的匹配点对数为 12 个,LBP-SIFT 算法为 7 个,PCA-LBP-SIFT 算法为 8 个。从实验结果可以看出,新的算法得到的正确匹配点对数相比原 SIFT 算法稍有下降,另外,对 LBP-SIFT 算法做 PCA 降维后,配准点对数反而有所增加,新算法可以得到至少 5 个以上的配准点对。

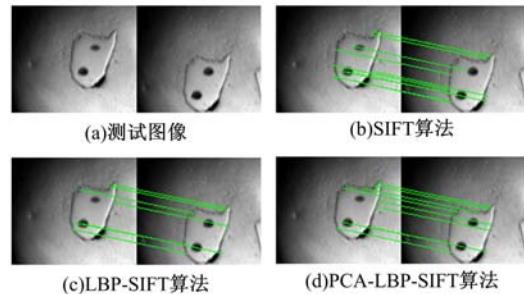


图 7 锆石测试图像 1 和没有误配点时 3 种算法的配准效果

Fig. 7 Zircon test image No. 1 and the matching result of the three algorithms without incorrect matching points

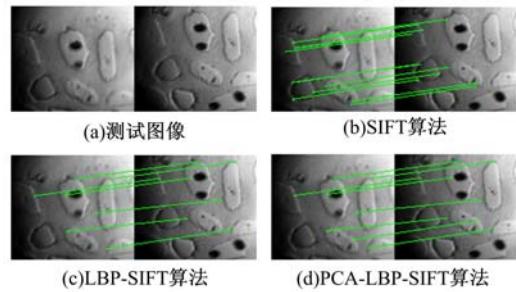


图 8 锆石测试图像 2 和没有误配点时 3 种算法的配准效果

Fig. 8 Zircon test image No. 2 and the matching result of the three algorithms without incorrect matching points

4.2 算法速度比较

文中算法的特征点检测部分与 SIFT 算法一致,所以只对特征点的描述向量生成和描述向量的匹配两部分做比较。实验测试机器配置:操作

系统 Windows7 32 位专业版;处理器 Intel i7 3.4 GHz;内存 4.0 GB;程序运行环境 Matlab 2010;测试图像是 1280 pix×1024 pix 的锆石样品图像。测试结果如表 1 所示。新算法的描述时间比原 SIFT 算法减少了近一半,经过 PCA 降维以后的特征向量描述时间也由 0.07 s 降到 0.002 s。最终,新算法的锆石图像配准时间在 1 s 左右。以下为理论分析。

表 1 特征点描述和匹配时间对比

Table 1 Comparison of the interest points description and matching

算法	特征点描述用时/s	特征向量匹配用时/s
SIFT	1.65	0.070
LBP-SIFT	0.83	0.020
PCA-LBP-SIFT	0.83	0.002

(1)特征点的描述:SIFT 算法中使用基于梯度方向直方图的特征描述方法,为了得到梯度方向和幅值,如式(10)(11)所示,需要进行开根号和反三角函数操作,运算复杂度高。

梯度幅值:

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2} \quad (10)$$

梯度方向:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right] \quad (11)$$

然而,在 LBP-SIFT 算法和 PCA-LBP-SIFT 算法中,用 AVG-LBP 算子描述特征点,只进行简单的减法运算,计算速度提升显著。

(2)特征点的描述向量匹配:SIFT 算法、LBP-SIFT 算法、PCA-LBP-SIFT 算法的描述向量分别是 128 维、256 维和 20 维,都是通过计算欧式距离进行配准,而且 NEWLBP 描述的特征向量数据复杂度比梯度法描述的要低,所以新算法的匹配时间也会缩短。因此,本文算法配准时间显著减少。

5 结束语

在 SIFT 算法的基础上,提出了一种基于局部二进制的特征点描述方法,并且利用 PCA 对描述向量进行降维,在保持原算法对光照、旋转、尺度变化的鲁棒性的同时,解决了原算法计算复杂

度高、配准时间长的问题。实验结果表明:新算法的特征描述时间降至原算法的一半,降维后的描述向量配准时间缩短至 2 ms;并且算法成功地应用在高分辨二次离子质谱仪的锆石图像配准上,提高了仪器的工作效率。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]// The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Indian, 1999: 1150-1157.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] Heikkil M, Pietikinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [4] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Japan, 2004: 506-513.
- [5] Juan L, Gwun O. A comparison of sift, pca-sift and surf[J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4): 143-152.
- [6] Zhang J, Zhang K, Niu W, et al. SAR image automatic registration based on PCA-SIFT and Mahalanobis distance[C]// Proceedings of the International Conference on Information Engineering and Applications, London, 2013: 445-452.
- [7] Guo Z, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1663.
- [8] Abdi H, Williams L J. Principal component analysis [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [9] 李根,李文辉. 基于尺度不变特征变换的平面旋转人脸识别[J]. 吉林大学学报:工学版,2013,43(1): 186-191.
- [10] Li Gen,Li Wen-hui. Face detection under rotation in image plane based on scale invariant feature transform[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition),2013,43(1):186-191.
- [11] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.