

# 基于 PCA-PSO 的图像匹配和拼接

汪 丹, 刘 辉, 李 可, 周 威

(湖南师范大学 物理与信息科学学院, 湖南 长沙 410000)

**摘 要:** 针对传统图像匹配算法和基于 PCA 的图像匹配算法误匹配较高进行改进. 首先, 利用 SIFT 生成 128 维描述子向量矩阵, PCA 即主分量分析法对矩阵进行降维. 然后, 以一幅图的每个特征点描述子向量为基准, 在另一幅图的特征点描述子矩阵中利用 PSO 即粒子群优化算法寻找基准图特征点的全局最优解即匹配对. 最后利用这些匹配对进行图像拼接. 与基于距离的传统匹配法相比, 本算法匹配正确率更高, 图像拼接质量更好.

**关键词:** 图像匹配; 主分量分析法; 粒子群优化算法; 图像拼接

**中图分类号:** TP399

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2016)08-0117-04

## Images Matching and Stitching Based on PCA-PSO

WANG Dan, LIU Hui, LI Ke, ZHOU Wei

(School of Physics and Information Science, Hunan Normal University, Changsha 410000, China)

**Abstract:** Traditional images matching usually got some wrong matchers, which mean need to improve. First of all, get the 128-D descriptors according to SIFT, Make the dimensions less by using PCA and then find the best matchers by using PSO and finally start to stitch. Contrast to the traditional matching method and the images matching method based on PCA, the algorithm in this paper proved to be more accurate and it makes the following stitching better as well.

**Key words:** images matching ; PCA; PSO; images stitching

## 1 引言

图像拼接应用广泛, 其中重要的一步就是图像匹配, 图像匹配的正确率往往影响到图像拼接的质量.

图像匹配有多种方法, 其中基于特征的图像匹配是最常用的一种匹配方法, 本文选用的特征信息是特征点. 而特征点匹配方法主要有 k-d 树搜索法<sup>[1]</sup>. k-d 树搜索法在邻域查找上有一定的优势, 但当数据较多、划分微粒较小时, 建树的开销偏大; 传统的全局匹配法<sup>[2]</sup>即用最近距离与次近距离的比小于某个阈值来判断两个特征点是否匹配, 计算复杂度较高; PCA 图像匹配法是对 SIFT 得到的描述子向量进行降维, 然后再对每一维数据进行全局匹配找到匹配对, 但这种方法当阈值选择不合适时误匹配率较高.

本文在基于 PCA 的图像匹配算法的基础上进行改进, 在得到两幅图描述子向量的降维矩阵后, 运用基于自然选择的混合粒子群优化算法, 以一幅图为基准, 对其中每个特征点在另一幅图中寻找一个使适应值最小的全局最优解, 计算这个最优解对应的适应值是否满足阈值要求, 若满足, 则这个特征点和其最优解是一对匹配对. 实验表明, 本文提出的算法比全局匹配法以及基于 PCA 的图像匹配法匹配正确率更高, 后续图像拼接的效果也更好.

## 2 SIFT 特征点提取

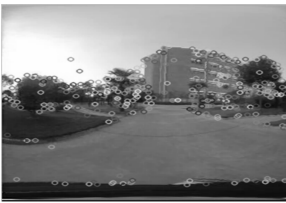
常用的特征点提取方法有 Harris<sup>[3]</sup>、SIFT<sup>[4]</sup>、SURF<sup>[5]</sup>等, 其中, SIFT 具有良好的旋转不变性和鲁棒性, 故本文选择使用较广泛的 SIFT 特征点检测算法来提取特征点位置信息以及 128 维描述子向量信息. 步骤如下:

- ①对原始图像下采样,得到高斯差分空间;
- ②进行灰度极值检测得到局部灰度极值点即 SIFT 候选特征点;
- ③利用海森矩阵筛选掉灰度变换不明显的特征点以及边缘不稳定的特征点;
- ④对每一个特征点计算直方图,统计得到特征点的主方向;
- ⑤对每个特征点以  $4 \times 4$  窗口大小计算梯度方向信息其中每个小窗口统计 8 个方向,得到 128 维描述子向量;

图 1 所示为两幅图中提取出的特征点显示在各图中的效果。



(a)实景图 A



(b)实景图 B

图 1 SIFT 特征点

### 3 PCA 对描述子向量降维

在利用 SIFT 提取到特征点位置信息和 128 维描述子向量信息后,就需要利用 PCA 即主成分分析法<sup>[6]</sup>进行降维处理. 步骤如下:

- ①计算描述子向量矩阵(大小为  $N \times 128$ , 其中  $N$  为 SIFT 检测到的特征点个数)的均值和协方差矩阵;
- ②计算特征值和特征向量,并将特征值由大到小排序;
- ③根据贡献率筛选特征值和特征向量,本文选取的贡献率为 90.5%;
- ④求白化矩阵并归一化;
- ⑤求投影矩阵,即经过 PCA 降维后的矩阵(当本文程序中阈值取 90.5%时,描述子向量降至 37 维).

### 4 PSO 进行特征点匹配

#### 4.1 基于自然选择的混合粒子群优化算法<sup>[1]</sup>

基于自然选择的混合 PSO 将自然选择机理与

基本 PSO 结合,其基本思想是每次迭代时将整个粒子群按适应值排序,用群体中最好的一半粒子的位置和速度替换最差的一半的位置和速度,同时保留原来每个个体所记忆的历史最优解. 基本步骤如下:

- ①随机初始化种群中各粒子的位置与速度;
- ②计算每个粒子的适应值(本文选用向量相似度的倒数作为适应值),将当前各粒子的位置和适应值储存在其 pbest 中,将所有 pbest 中的最优值代表的粒子的位置与速度储存在 gbest 中;
- ③按照式(1)更新每个粒子的速度,按照式(2)更新粒子的位置. 其中,  $w$  为惯性权重,  $c_1, c_2$  为学习因子;

$$v_i = w * v_i + c_1 * \text{rand} * (y_i - x_i) + c_2 * \text{rand} * (pg - x_i) \quad (1)$$

$$x_i = \text{ceil}(x_i + v_i) \quad (2)$$

- ④重新计算每个粒子的适应值并与经历过的最好位置比较,若较好,则将其作为当前的最好位置;

- ⑤比较当前所有 pbest 和 gbest 的值,更新 gbest;

- ⑥将整个粒子群按适应值排序,用群体中最好的一半粒子的位置与速度代替最差的一半粒子的位置与速度,保持 pbest 和 gbest 不变;

- ⑦若达到迭代次数,则停止搜索,输出结果;否则返回 ③ 继续搜索.

#### 4.2 向量相似度

向量相似度准则能很好地描述两个向量之间的相似性,所以本文在混合粒子群优化算法寻找匹配对时选择向量相似度的倒数作为适应值. 令  $\mathbf{X}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{i37}\}$  ( $i < m_1, m_1$  为 SIFT 检测到的实景图 A 中的特征点个数) 为 A 中第  $i$  个特征点经过 PCA 降维后的描述子向量,而  $\mathbf{Y}_j = \{y_{j1}, y_{j2}, y_{j3}, \dots, y_{j37}\}$  ( $j < m_2, m_2$  为实景图 B 的特征点个数) 为 B 中第  $j$  个特征点经过 PCA 降维后的描述子向量.

**定义 1** 向量  $\mathbf{X}_i$  与向量  $\mathbf{Y}_j$  的相似度  $\gamma$  为范数相似度  $\alpha$  和方向相似度  $\beta$  的乘积,即

$$\gamma = \alpha \cdot \beta \quad (3)$$

其中范数相似度  $\alpha$  和方向相似度  $\beta$  由式(4)、(5)给出,本文选用的范数是 2- 范数.

$$\alpha = 1 - \frac{\|\mathbf{X}_i\|_2 - \|\mathbf{Y}_j\|_2}{\|\mathbf{X}_i\|_2} \quad (4)$$

$$\beta = 1 - \frac{\theta}{90^\circ} \quad (5)$$

式中,  $\theta$  由式(6) 给出

$$\theta = \arccos \frac{X_i \cdot Y_j}{\|X_i\|_2 \times \|Y_j\|_2} \quad (6)$$

当  $\gamma$  越大,则这两个向量越相似,即  $\gamma$  大于某个阈值时,表示这两个向量代表的特征点匹配成功.而本文选用的 PSO 是默认最小适应值对应的粒子作为最优解,故本文不直接选用  $\gamma$  作为适应值,而选用其倒数,即  $1/\gamma$  越小,则  $\gamma$  越大,向量也越相似.

4.3 实验结果

以实景图 A 为基准,对 A 中的第一个特征点  $a$  利用基于自然选择的混合 PSO 在实景图 B 的描述子矩阵中寻找最优解,若此最优解对应粒子的适应值小于某个阈值,则此粒子位置上对应的特征点  $b$  就和  $a$  是一对特征点匹配对,即匹配成功;否则 A 图中的特征点  $a$  在 B 图中没有相匹配的点,即它们代表不同的图像内容.

实验中,PCA 的贡献值取 90.5%,阈值为 0.6,混合 PSO 的粒子数取 30,惯性权重  $w=0.7$ ,学习因子  $c_1=c_2=2$ ,迭代次数  $M=80$ .图 2 为本文算法的匹配结果,由图可知全部匹配正确;图 3 是基于 PCA 的图像匹配在贡献率为 90.5%,阈值为 0.6 时的匹配结果,出现一对误匹配对,比本文算法中少了一对匹配对.



图 2 本文算法匹配结果



图 3 基于 PCA 的图像匹配法

图 4 是传统匹配法在阈值为 0.6 时的匹配结果,出现 2 对误匹配对,比本文算法少检测到一对匹配对.



图 4 传统匹配法

4.4 实验分析

图像匹配的鲁棒性一般用查全率—查准率曲线(即 Recall-Precision 曲线)来衡量判断.为了便于与传统匹配法、基于 PCA 的图像匹配法进行对比,将结果用表 1 给出.

表 1 匹配结果对比

|         |      | 传统匹配   | PCA 匹配 | 本文算法  |
|---------|------|--------|--------|-------|
| 阈值为 0.6 | 总匹配对 | 35     | 34     | 34    |
|         | 误匹配对 | 2      | 1      | 0     |
|         | 漏匹配对 | 45     | 45     | 44    |
|         | 误匹配率 | 5.71%  | 2.94%  | 0     |
| 阈值为 0.7 | 总匹配对 | 52     | 54     | 51    |
|         | 误匹配对 | 7      | 5      | 0     |
|         | 漏匹配对 | 33     | 29     | 27    |
|         | 误匹配率 | 13.46% | 9.26%  | 0     |
| 阈值为 0.8 | 总匹配对 | 81     | 89     | 83    |
|         | 误匹配对 | 17     | 11     | 5     |
|         | 漏匹配对 | 14     | 0      | 0     |
|         | 误匹配率 | 20.99% | 12.36% | 6.02% |

因为图像拼接是根据两幅图像的匹配点对计算变换关系来完成的,所以匹配点对的数目合适即可,一般不用将全部匹配对显示出来,所以漏匹配点对存在.由表 1 可知,综合各方面的情况,本文算法的匹配效果更好.

5 图像拼接

图像匹配完成后,就可以进行图像拼接了.图像拼接是将几幅图像融合成一幅完整的图像,图 5 是利用本文算法得到的匹配结果进行拼接的效果图.

图像拼接质量的评价指标主要有基于信息量的指标比如信息熵、交叉熵、互信息等;基于统计特性的指标如均方误差、相关系数、均值等;基于信噪比的指标如信噪比、峰值信噪比等;基于梯度值的指标如平均梯度、空间频率等.这些都可以衡量图像拼接



图 5 本文算法的后续拼接效果

融合的质量,本文选用信息熵(式(7))和均值(式(8))从两个方面来评价几种匹配方法对后续图像拼接融合的影响.

$$E=-\sum_{i=0}^{L-1}P_i\cdot\log_2P_i\tag{7}$$

$$\bar{z}=\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^Nf(i,j)\tag{8}$$

根据上述公式,可以得到表 2.

表 2 三种匹配方法对图像拼接质量的影响

| 算法<br>指标              | 传统匹配     | PCA 匹配   | 本文算法     |
|-----------------------|----------|----------|----------|
| 信息熵(10 <sup>3</sup> ) | 1.542 2  | 1.671 9  | 1.694 9  |
| 均值(10 <sup>-4</sup> ) | 12.584 7 | 12.836 3 | 13.488 9 |

由表 2 可知,本文算法相对于传统匹配法和基于 PCA 的图像匹配法,信息熵、均值都更大,图像信息量更丰富、失真较小,即本文提出的匹配算法使得图像后续拼接融合质量更好.

6 结束语

本文在基于 PCA 的图像匹配的基础上改进,引入了基于自然选择的混合粒子群优化算法.更准确地寻找特征点的全局最优解,匹配正确率更高,后续图像拼接的质量更好.今后的研究工作是在保证匹配正确率的基础上缩短运行时间.本文程序的 PCA 降

维和 PSO 匹配部分是在 MATLAB7. 6. 0(R2008a)平台上运行,SIFT 特征点检测以及图像拼接部分是在 OpenCV2. 4. 9 和 VS2010 平台上运行.

参考文献:

[1] 李俊杰.一种基于 K-D 树结构和时空近似最优匹配的视频修复方法[D]. 长春:吉林大学,2011.

[2] 马杰.360 度全景图像拼接技术研究[D]. 成都:西南财经大学,2012.

[3] C J Harris, M. StePhens, A combined corner and edge detector[C] // Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. [s. l. ]; IEEE, 1988: 147-150.

[4] Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[5] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool. Speeded Up Robust Features[C]//Proceedings of the 9th Conference on Computer Vision. Berlin Heidelberg: Springer, 2006: 404-417.

[6] Peter N Belhumeur, Joao P Hespanha, David J Kriegman. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific lin-earprojection[J]. IEEE Trans on Pattern Anal Machine Intell, 1997, 19(7): 711-720.

[7] Kennedy J, Eberhart R, Particle swarm optimization [C]// Proc of the IEEE Int’l Conf. on Neural Networks. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.

作者简介:

汪 丹 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为鱼眼校正、图像拼接、全景漫游. E-mail: 1603926823@qq. com

刘 辉 女, (1964-), 硕士, 副教授. 研究方向为图像处理、信号处理.

李 可 女, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理.

周 威 男, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理.