

SICA-SIFT 和粒子群优化的图像匹配算法

张鑫, 靳雁霞, 薛丹

中北大学计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051

摘要 针对目前使用较多的尺度不变特征转换算法在提取图像特征向量时因数量较多、维数较大造成匹配时计算量过高、匹配过程中约束条件过于单一、误匹配率较高等问题,提出一种改进的匹配算法。针对特征描述的问题,采用子模式独立成分分析法对特征向量进行降低维数处理,减少了特征向量的数量和维数;针对误匹配率较高的问题,在约束条件中加入方向约束,即通过特征向量的方向和欧氏距离进行两次匹配,减小误配率;在匹配时通过粒子群算法寻找函数的极值,以减少该算法的时间消耗。实验对比结果表明,改进的匹配算法有效地提高了匹配的准确率。

关键词 图像处理; 图像匹配; 尺度不变特征转换算法; 粒子群; 降低维数

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.091002

Image Matching Algorithm Based on SICA-SIFT and Particle Swarm Optimization

Zhang Xin, Jin Yanxia, Xue Dan

School of Computer Science and Control Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

Abstract In view of the problems of large matching calculation amount, too single constraints in the process of matching, and high rate of false matching in the extraction of image feature vector using the existing scale invariant feature transform algorithm, an improved matching algorithm is proposed. Considering the problem of feature description, selective independent component analysis algorithm is adopted to reduce the dimensionality of the feature vector for the decrease of the number and the dimension of the feature vector. In order to solve the problem of higher mismatching rate, a direction constraint is added to the constraint conditions, namely matching twice through the direction of the feature vector and the Euclidean distance to reduce the mismatching rate. The particle swarm algorithm is used to find the extremum of the function to reduce time consumption of the algorithm. The experimental results show that the improved algorithm can effectively increase the matching accuracy.

Key words image processing; image matching; scale invariant feature transform algorithm; particle swarm; dimension reduction

OCIS codes 100.2960; 100.3008; 100.3005

1 引言

随着计算机科学、多媒体平台以及网络技术的快速发展,图像媒体因内容丰富、信息多元、容易为人们所接受而越来越受到关注。图像匹配技术因其广泛应用于图像处理研究中,近年来变得越来越重要^[1]。

图像匹配领域中的匹配方法主要分为3大类:1)基于图像灰度值的图像匹配算法;2)基于图像特征点的图像匹配算法;3)基于图像解释的图像匹配算法。基于图像灰度值的图像匹配算法因其对图像的要求较高,在实际应用中对光照、尺度、图像变形等因素的稳定性不好^[2],从而在一定程度上限制其应用。基于图像

收稿日期: 2017-03-16; **收到修改稿日期:** 2017-04-26

基金项目: 国家自然科学基金(61379080)

作者简介: 张鑫(1994—),男,硕士研究生,主要从事智能优化算法方面的研究。E-mail: 1173807438@qq.com

导师简介: 靳雁霞(1973—),女,博士,副教授,主要从事智能优化算法方面的研究。

E-mail: 1449708672@qq.com(通信联系人)

解释的图像匹配算法的研究应用较少,实用性较差。目前在图像匹配领域中应用较多的方法为基于图像特征点的图像匹配算法。图像的特征点是指图像中具有明显特性、并能反映图像特征以及标识目标物体的点^[3]。基于图像特征点的图像匹配算法在实际应用时对光照、尺度等干扰因素具有良好的稳定性,匹配效果非常好。目前应用较多的有基于压缩凸包(CCH)算法^[4]、Harris 算法^[5]、最小核值相似区域(SUSAN)算法^[6]以及尺度不变特征转换(SIFT)算法^[7]等。

从实际应用以及 Mikolajczyk 等^[8]对上述几种基于图像特征点的图像匹配算法的比较来看,SIFT 算法对旋转、尺度缩放、噪声等干扰因素也保持了良好的稳定性,匹配效果较好。但 SIFT 算法也存在一定的缺陷,如提取的特征点数目较多、特征点描述向量的维数较高,这样会对算法的实时性造成严重影响。另外,在匹配的过程中,SIFT 图像匹配算法的相似性测度方法比较单一,在没有其他约束条件的情况下会导致误匹配率较高^[9]。

针对以上问题,研究者们提出了一些解决方法。文献[10-11]提出对 SIFT 算法提取出的特征点描述向量进行降低维数处理以减小匹配时的计算量,提高该算法在匹配时的实时性。减小误匹配率的主要方法是尺度限制匹配算法。Yi 等^[12]提出先估算匹配点的尺度差均值,并以此为阈值,若尺度差在阈值内,则认定为正确匹配,以此来降低误匹配率。

针对 SIFT 算法存在的问题,本文从特征点描述和匹配过程等两个方面进行改进。匹配过程的改进会增加计算量,为了保证匹配算法总体上的时间消耗不会过大,提出使用子模式独立成分分析(SICA)^[13]对 SIFT 算法提取出的特征点描述向量进行降低维数的处理,减少特征点的数量和特征向量的维数,以减少匹配过程中的计算量,确保总体的时间消耗不会过大;SICA 算法还能够很好地提取图像的本质特征,提高匹配准确率。针对匹配过程中的问题,本文利用特征点的方向,通过余弦相似度函数^[14]判断两个特征点方向是否相似,以此作为新的约束条件,只有当余弦相似度最高并且欧氏距离也最小时,才记录为匹配成功;并在匹配过程中通过粒子群算法^[15]对余弦相似度函数和最小欧氏距离的计算进行优化,提高算法的实时性。

2 SIFT 算法的基本原理

Lowe 等^[3]提出的 SIFT 算法是用来提取和描述图像中的局部特征。图像的 SIFT 特征向量的提取包括以下步骤:

- 1) 尺度空间极值检测。构建高斯差分算子(DOG)图像金字塔,检测极值点,获得尺度不变性。
- 2) 关键点定位。对极值点进行过滤并精确定位,删除不稳定的点。
- 3) 方向确定。在特征点处提取特征描述符,为特征点的特征向量分配方向值。
- 4) 关键点描述。生成特征描述子,利用特征描述符寻找匹配点。

关键点的描述向量使用在关键点尺度空间内 4×4 的区域中算出的 8 个方向的梯度信息,共 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维向量描述。从一副图像中能够提取出成百上千的特征向量。从 SIFT 算法的基本原理中可以看出,较多的特征向量和较大的特征向量维数导致后续匹配过程的计算量巨大,从而使该算法的实时性很差。

3 SICA-SIFT 算法

在实际的图像匹配过程中,一副图像可能包含几百个特征点,一个特征点又要使用 128 维的特征向量进行描述,因此对于图像匹配中的两幅图像而言,不仅匹配时的计算量巨大,还降低了匹配的高效性和准确性。针对这一问题,本文提出了 SICA-SIFT 算法,该算法采用独立成分分析(ICA)的改进算法,即 SICA 对特征向量进行降低维数的处理。SICA-SIFT 算法的匹配过程如图 1 所示。

ICA 算法与主成分分析(PCA)算法都为多变量数据分析方法。PCA 算法在使用时假设数据满足高斯分布,但在实际应用中,大部分的图像都不满足高斯分布,这时若采用 PCA 算法进行处理,得到的效果就很差;另外,PCA 算法受样本数量影响较大,在实际应用中特征提取的效果很不稳定。ICA 算法是假设数据相互独立,通过高阶统计特性提取方法处理数据;另外,ICA 算法受样本数量的影响不大,特征提取的效果更好。此外,从约束条件上看,PCA 算法要求各个分量不相关,而 ICA 算法则要求严格独立,根据数据不相关

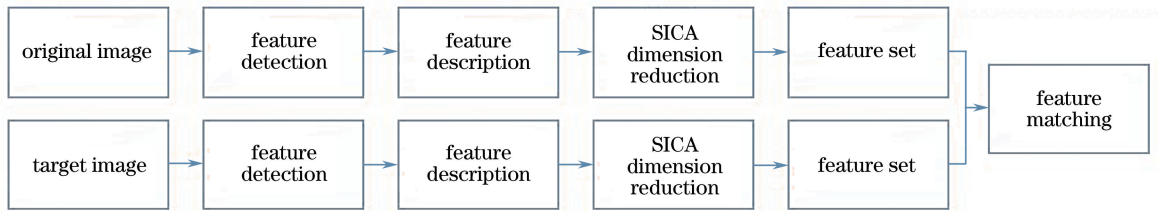


图 1 SICA-SIFT 算法的匹配原理图

Fig. 1 Matching schematic of SICA-SIFT algorithm

不一定独立,而独立一定不相关,可以看出 ICA 算法能更加全面地揭示数据的本质结构,更有效地利用图像的本质特征^[16]。本文选用 ICA 算法的改进算法即 SICA 算法对数据进行处理,通过高阶统计特性得到解混矩阵,获取投影方向,获取特征向量的高阶统计特性,能够最大限度地去除冗余特征,提取出特征向量的本质特征。

3.1 SICA 算法的基本原理

ICA 算法^[17]是由 Jutten 和 Herault 提出的一种数据处理方法。其基本原理为观测得到的向量 \mathbf{X} 有这样一种关系

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \times \mathbf{S}, \quad (1)$$

式中 \mathbf{S} 为独立的向量, \mathbf{A} 为一个满秩矩阵。假设有估计向量 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_m)$, 则

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W} \times \mathbf{X} = \mathbf{W} \times \mathbf{A} \times \mathbf{S}, \quad (2)$$

式中 \mathbf{W} 为解混矩阵。当 $\mathbf{W} \times \mathbf{A}$ 为单位矩阵时,估计向量 \mathbf{Y} 就为独立向量 \mathbf{S} 。由中心极限定理可以推出,独立向量的高斯性比观测向量强;当非高斯性最强时,估计向量最接近于独立向量。ICA 算法根据 \mathbf{X} 的高阶统计特性,用在非高斯性最强时所对应的解混矩阵作为算法求出的投影矩阵实现特征向量的降维。

文献^[13]提出了一种 ICA 算法的改进算法(SICA 算法),即在 ICA 算法中加入子模式处理的思想。该算法首先对图像进行分块处理,构成子模型,然后对子模型采用 ICA 算法处理得到解混矩阵,最后选出图像所使用的解混矩阵,这样可以提高算法对图像局部变化的稳健性。

3.2 具体的降维过程

设 \mathbf{X} 为 SIFT 算法中提取出的 128×1 维的线性混合的特征向量, \mathbf{S} 为 $m \times 1$ 维的降维后的独立特征向量, \mathbf{A} 为大小为 $128 \times m$ 的满秩矩阵,则由(1)式可得

$$x_i = \sum_{j=1}^m a_{ij} s_j, \quad (3)$$

式中 $i = 1, 2, 3, \dots, n; j = 1, 2, 3, \dots, m$ 。

根据中心极限定理,独立特征向量的非高斯性比 SIFT 算法提取的特征向量的非高斯性强;当非高斯性达到最大时,估计向量最接近于独立特征向量。采用 ICA 算法求出非高斯性最强时对应的解混矩阵,估算出独立特征向量 \mathbf{S} ,完成特征向量的降维。得到各个子模型的解混矩阵后,分析得出图像的解混矩阵,并作为投影空间,对特征向量进行降维处理。

求出解混矩阵后将原始的 SIFT 特征向量投影到 \mathbf{W} 这个 $m \times 128$ 维的空间中得到 $m \times 1$ 维的估计向量,以估计向量作为独立特征向量。通过 SICA 算法对 SIFT 算法提取的特征向量进行降维后,可以减少匹配时的计算量,并提高该算法对图像局部变化的稳健性。

4 匹配方法及优化

在图像匹配的过程中,减小特征点匹配的误匹配率同样十分重要。由于 SIFT 算法在图像中提取的是以梯度为基础的特征点,因此当一幅图像存在形状相似的区域时,匹配过程就很可能出现很多的误匹配点,此时单一的匹配约束条件就显得十分脆弱。因此,在匹配过程中加入新的约束条件——方向约束,通过余弦相似度函数来估计两个特征向量的方向是否一致并进行第一次匹配,再通过欧氏距离进行匹配,只有两次都成功才记为匹配成功。在匹配时通过使用粒子群算法来寻找函数的极值以减少计算极值所用的时间,

减小匹配的时间消耗。

4.1 粒子群算法

粒子群算法是一种随机搜索寻优算法,通过对粒子的个体历史最优解 p_{best} —“历史”和群体最优历史解 g_{best} —“社会”两部分的学习来更新粒子的位置,达到寻找最优值的目标。

粒子群算法的粒子速度更新公式为

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)]. \quad (4)$$

粒子群算法的粒子位置更新公式为

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1). \quad (5)$$

4.2 方向相似度筛选

从 SIFT 算法对特征点的描述可以看出,特征点的方向是一个重要的描述元素,可以先通过方向相似度来筛选方向最接近的特征点,然后再通过距离测度(欧氏距离)测量两个特征点的相似程度,对特征点进行匹配。

选用最基本的余弦相似度函数作为两个特征点方向相似度的判断标准,余弦相似度容易计算,并且能够很好地判断两个向量方向的相似性。其值越小,说明两个向量方向的相似性越小,差异越大。选出两个方向最为相似的两个特征点后,再通过欧氏距离选出相似性最高的特征点。最后对两次选出的特征点进行比对,完成特征点的匹配。

4.3 粒子群算法对匹配过程的优化

在匹配过程中需要对两幅图像的特征向量的欧氏距离和余弦相似度进行计算,在这一过程中可以通过粒子群算法对寻找极值的过程进行优化,减小算法的时间消耗。

在算法的寻优过程中,解空间为待匹配图像的全部特征向量,算法中的粒子个数设定为 n ,在解空间中随机分布。在粒子群算法中,问题的解一般都是连续的,但在此次寻优中各个特征向量都是离散的。为解决这一问题,采用最优解 B 的最小邻域内的离散解 B^* 作为最后匹配成功的特征向量。计算方法为

$$B^* = \arg_B \min [d(B, B')], \quad (6)$$

式中 B' 为解空间。第一次对特征向量方向相似性进行筛选的适应度函数为

$$F(x) = \frac{(x, y)}{\|x\| \|y\|} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i^2}}, \quad (7)$$

式中 y 为原始图像上特征点的特征向量, x 为待匹配图像上特征点的特征向量。在粒子群算法初始化时计算每个粒子的适应值,将粒子最初位置设为每个粒子个体的最佳位置 p_i ,将适应值最好的个体位置设为种群最优位置 g 。适应函数的值越大说明两个特征向量的方向越相似。如果 $F(x_i) > F(p_i)$,则更新个体最优位置 p_i ;如果 $F(x_i) > F(g_{\text{best}})$,则更新全局最优位置 $g_{\text{best}} = x_i$ 。

在方向相似度配比完成后,进行最小欧氏距离的寻找,适应函数为

$$F(x) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^2 - y_i^2)}, \quad (8)$$

式中 y 为原始图像上特征点的特征向量, x 为待匹配图像上特征点的特征向量。将粒子的最初位置设为每个粒子的个体最佳位置 p_i ,将适应值最好的个体位置设为种群最优位置 g 。适应函数的值越小说明两个特征向量越相似,效果越好。如果 $F(x_i) < F(p_i)$,则更新个体最优位置 p_i ;如果 $F(x_i) < F(g_{\text{best}})$,则更新全局最优位置 $g_{\text{best}} = x_i$ 。如果两次匹配的结果为同一个特征点,则视为匹配成功。这样通过两次匹配,误匹配的情况就非常小,可提高匹配的成功率;同时,粒子群算法的优化可以提高匹配过程的实时性。

4.4 匹配流程

匹配流程包括以下步骤:

- 1) 提取匹配图像的特征向量;
- 2) 计算得到匹配图像的解混矩阵;

- 3) 利用解混矩阵对特征向量进行降维处理;
- 4) 设置解空间、粒子初始位置等参数,通过(4)式和(5)式更新粒子的位置和速度;
- 5) 适应度函数设为(7)式,通过粒子群算法找到最小值的解,通过(6)式得到最后匹配的特征向量,进行第一次匹配;
- 6) 适应度函数设为(8)式,通过粒子群算法找到最小值的解,通过(6)式得到最后匹配的特征向量,进行第二次匹配;
- 7) 判断是否匹配成功,输出匹配结果。

5 实验与结果分析

为了进一步验证 SICA-SIFT 算法在提高匹配实时性以及减少误匹配方面的有效性,在尺度、视角、模糊和光照等变化因素下对实验图像进行匹配,对该算法的匹配时间和误匹配率进行分析。实验采用与 SIFT 算法^[3]和 PCA-SIFT^[18]算法做对比分析的方法,以证明 SICA-SIFT 算法的有效性。实验中的图像选自 INRIA 测试数据集。

5.1 参数设置

实验所选取的参数为将 SICA-SIFT 算法中的解混矩阵设定为 20×128 维的矩阵,得到 20×1 维的降维后的特征向量。将匹配过程中的粒子群算法的最大迭代次数设为 20 次,惯性权重 $\omega = 0.8$,粒子个数为待匹配图像中特征点的个数(经实验得到)。 c_1 、 c_2 代表粒子分别向局部最优、全局最优学习的随机数,当 $c_1 = 1.4$, $c_2 = 1.4$ 时取得的效果较好。迭代结束条件为当进化次数大于最大迭代次数时,停止进化并输出实验结果。

5.2 实验结果与分析

对 SICA-SIFT 算法、SIFT 算法和 PCA-SIFT 算法进行比较,在同一硬件条件下每个算法独立完成实验图像的匹配,记录各算法的所用的平均时间和误匹配率。

表 1 含有噪声的数据对比
Table 1 Comparison of data with noise

Noise	SIFT	PCA-SIFT	SICA-SIFT
0	30	30	30
0.5	29.06	29.02	29.03
1	25.70	26.98	28.49

表 1 为 3 种算法在 50 次实验中每次选择 30 个特征点用不同程度的高斯噪声进行干扰后得到的匹配结果的平均值。从表 1 可以看出,与另外两种算法相比,SICA-SIFT 算法在噪声干扰较强的情况下的稳定性更好。

表 2 为在都使用 SICA-SIFT 描述方法的前提下,选取 30 幅图像,采用原始的匹配方法和本文提出的改进的匹配方法进行匹配得到的平均效果。结果表明,改进的匹配方法在准确率上比原始的匹配方法高 10% 左右;在 SICA-SIFT 描述方法减小计算量的条件下,时间消耗仅节约 1 s 左右。

表 2 两种匹配方法效果的对比
Table 2 Comparison of the effects of two matching methods

Algorithm effect	Matching method	Transformation factor			
		Scale transformation	Perspective transformation	Fuzzy transformation	Illumination transformation
Mismatching rate /%	Original	24.66	33.68	41.23	50.43
	Improved	15.03	24.96	30.74	39.53
Matching time /ms	Original	1189.729	1010.672	1258.584	1274.348
	Improved	2198.590	2245.492	2269.257	2392.754

表 3 为采用 SICA-SIFT 匹配方法的前提下,选取 30 幅图像,使用 3 种特征描述方法进行匹配得到的平均效果。3 种特征描述方法在尺度变化、视角变化、模糊变化以及光照变化的干扰下,算法所用匹配时间和算法的误匹配率的对比。从实验数据可以看出,SICA-SIFT 特征描述方法的匹配正确率比 PCA-SIFT 描述方法高 5% 左右,比 SIFT 算法高 15% 左右;在匹配时间方面,SICA-SIFT 和 PCA-SIFT 两种方法的差别不

大,但相比,匹配 SIFT 方法的时间要减少很多。上述结果表明,在都采用 SICA-SIFT 匹配方法进行匹配的情况下,SICA-SIFT 描述方法比 PCA-SIFT 和 SIFT 描述方法能够更好地提取图像特征,提高了匹配准确率,而时间成本与 PCA-SIFT 算法相差不大。

表 3 三种特征描述方法效果的对比

Table 3 Comparison of the effects of the three feature description methods

Algorithm effect	Feature description method	Transformation factor			
		Scale transformation	Perspective transformation	Fuzzy transformation	Illumination transformation
Mismatching rate /%	SIFT	24.66	40.68	44.23	56.43
	PCA-SIFT	18.36	29.38	35.95	45.83
	SICA-SIFT	14.86	24.05	31.54	40.21
Matching time /ms	SIFT	3056.450	3210.679	3168.964	3190.347
	PCA-SIFT	2353.257	2105.330	2169.267	2392.630
	SICA-SIFT	2245.235	2098.457	2055.675	2282.339

比较以下实验效果图可以看出,SICA-SIFT 算法与 SIFT 算法和 PCA-SIFT 算法相比有效地降低了误匹配率。从图 2~4 可以看出,在视角变化下,SICA-SIFT 算法的误匹配点对少于另外两种算法;从图 5~7 可以看出,在光照变化下,SICA-SIFT 算法与另外两种算法相比匹配点对明显减少,误匹配率明显降低。可见,SICA-SIFT 算法可以有效降低误匹配率。



图 2 视角变化 SIFT 算法

Fig. 2 Visual angle change of SIFT algorithm

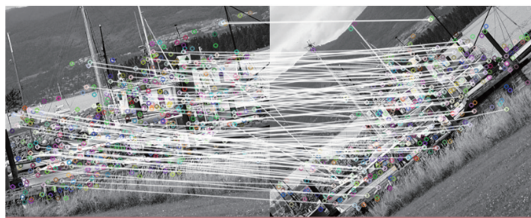


图 3 视角变化 PCA-SIFT 算法

Fig. 3 Visual angle change of PCA-SIFT algorithm



图 4 视角变化 SICA-SIFT 算法

Fig. 4 Visual angle change of SICA-SIFT algorithm



图 5 光照变化 SIFT 算法

Fig. 5 Illumination change of SIFT algorithm



图 6 光照变化 PCA-SIFT 算法

Fig. 6 Illumination change of PCA-SIFT algorithm



图 7 光照变化 SICA-SIFT 算法

Fig. 7 Illumination change of SICA-SIFT algorithm

6 结 论

针对图像匹配算法中耗时较长、误匹配率较高的问题,提出 SICA-SIFT 算法,并对原始的 SIFT 算法提取出的特征向量进行了降维处理,减少了匹配过程中的时间消耗;在匹配过程中加入了新的约束条件,进行

了两次匹配;同时通过粒子群算法对匹配过程的优化缩短了匹配时间。与 SIFT 算法、PCA-SIFT 算法相比,SICA-SIFT 算法在有效减少误匹配率的基础上,只增加了很少的时间消耗,在总体上提高了该算法的性能。当视角、光照等干扰因素很强时,如何保证较小的误匹配率以及如何减少 SIFT 算法自身在提取特征点时的时间消耗等方面尚需进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Wang Canjin, Sun Tao, Wang Rui, *et al.* Color image registration based on colored binary local invariant descriptor [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0109001.
王灿进, 孙 涛, 王 锐, 等. 基于彩色二进制局部不变特征的图像配准[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0109001.
- [2] Sang Zhiming. Several image matching algorithms based on gray[D]. Tianjin: Nankai University, 2011.
桑智明. 几种基于灰度的图像匹配算法研究[D]. 天津: 南开大学, 2011.
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] Huang C R, Chen C S, Chung P C. Contrast context histogram-a discriminating local descriptor for image matching [C]. The 18th International Conference on Pattern Recognition, 2006, 4: 53-56.
- [5] Zhou Z Y, Yan M L, Chen S D, *et al.* Image registration and stitching algorithm of rice low-altitude remote sensing based on Harris corner self-adaptive detection [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 186-193.
- [6] Yang X F, Huang Y M, Li Y. An improved SUSAN corner detection algorithm based on adaptive threshold [C]. IEEE International Conference on Signal Processing Systems, 2010, 2: 613-616.
- [7] Yang Sa, Xia Minghua, Zheng Zhishuo. Medical image registration algorithm based on polynomial deterministic matrix and SIFT transform [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(8): 081002.
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.
- [8] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [9] Zhao Ye, Jiang Jianguo, Hong Richang. An optimized SIFT matching based on RANSAC [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(8): 58-65.
赵 焯, 蒋建国, 洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化 [J]. 光电工程, 2014, 41(8): 58-65.
- [10] Tao T Y, Kang Z W, Liu J, *et al.* Small celestial body image feature matching method based on PCA-SIFT [C]. 34th Chinese Control Conference, 2015: 4629-4634 .
- [11] Hou Yimin, Sui Wenxiu, Sun Xiaoxue. SIFT feature dimension reduction method and its application in image retrieval [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(s1): s108002.
侯一民, 隋文秀, 孙晓雪. SIFT 特征降维方法及其在图像检索中的应用 [J]. 中国激光, 2015, 42(s1): s108002.
- [12] Yi Z, Zhiguo C, Yang X. Multi-spectral remote image registration based on SIFT [J]. Electronics Letters, 2008, 44(2): 107-108.
- [13] Jin Yang. Research on image feature extraction algorithm based on PCA/ICA [D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
靳 洋. 基于 PCA/ICA 的图像特征提取算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [14] 刘一玮, 杨 韬, 刘 瑾, 等. 基于余弦相似度的人脸识别系统的实现 [J]. 电子技术与软件工程, 2015(9): 90.
- [15] Lu Q, Han Q L, Liu S. A finite-time particle swarm optimization algorithm for odor source localization [J]. Information Sciences, 2014, 277: 111-140.
- [16] Delac K, Grgic M, Grgic S. Independent comparative study of PCA, ICA, and LDA on the FERET data set [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2005, 15(5): 252-260.
- [17] Hyvärinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2004.
- [18] Yu Zhijing, Wang Shaobin. Improvement of PCA-SIFT algorithm for matching stereo system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(3): 031501.
于之靖, 王韶彬. 改进 PCA-SIFT 算法的立体匹配系统 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(3): 031501.