

# 结合颜色不变量的 SIFT 和形状上下文图像匹配算法

徐衍鲁<sup>1</sup> 马 燕<sup>1</sup> 李顺宝<sup>2</sup> 张相芬<sup>1</sup>

(上海师范大学信息与机电工程学院 上海 200234)<sup>1</sup> (上海师范大学数理学院 上海 200234)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对传统图像匹配算法 sift 和 shape-context 存在的不足,把这两种算法分别作了改进,并提出一种二者相结合的混合匹配算法。首先在传统 sift 算法的基础上融入图像的颜色信息,即加入颜色不变量,构建彩色描述子;在 shape-context 算法中改用基于重心点的形状上下文直方图,代替传统的基于各个轮廓点的形状上下文直方图,生成形状上下文描述子。然后把这两种描述子级联成新的联合描述子,依据设定的新的联合距离对特征点进行匹配,得到初始匹配对。最后利用偏最小二乘法消除误匹配,得到精确匹配点对。实验结果表明,提出的算法能够有效提高图像匹配准确率。

**关键词** SIFT,颜色不变量,形状上下文,描述子,图像匹配,偏最小二乘法,误匹配  
**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A

## Algorithm of Image Matching Based on Color SIFT and Shape Context

XU Yan-lu<sup>1</sup> MA Yan<sup>1</sup> LI Shun-bao<sup>2</sup> ZHANG Xiang-fen<sup>1</sup>

(College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)<sup>1</sup>  
(Mathematics & Science College, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This paper presented a new image matching algorithm based on improved sift and shape-context, and aimed to solve the disadvantages of conventional sift and shape-context algorithm. We took color invariant into consideration and constructed color sift descriptors. In shape context algorithm, shape context histogram based on central points is used instead of the traditional shape context histogram based on contour points. Then the new joint descriptors combining with sift and shape context are applied to lead the feature points matching according to the new given joint distance and achieve the initial matching pairs. Finally, the partial least squares method is used to eliminate mismatching points. The experimental results show that the proposed algorithm can improve image matching accuracy effectively.

**Keywords** SIFT, Color invariance, Shape context, Descriptor, Image matching, PLS, Mismatching

## 1 引言

在图像匹配中,特征点的提取与匹配是基本环节,目前,已有较多特征点提取与匹配方法被提出,如 Harris 和 Stephens 提出的 Harris 角点检测算法<sup>[1]</sup>, David Lowe 提出的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[2]</sup>算法等。但这些算法将彩色图像转化为灰度图像,仅利用图像的灰度信息和特征点的局部邻域信息,忽略了图像的颜色信息,对图像内具有相似结构的特征点识别能力较差,对图像的边缘特征点也不敏感。

形状匹配也是计算机视觉和模式识别中的一个基本问题,在文字识别、人脸识别和基于内容的图像检索等领域已得到广泛应用。基于形状上下文(shape context)的形状匹配算法<sup>[3]</sup>是基于形状轮廓点集的匹配算法,形状上下文本身是一种用直方图来表示的方法,传统的形状上下文只能匹配简单形状,且存在以下缺点:对形状的轮廓非常敏感,受噪声影响较大;边界提取获得轮廓点是均匀或随机的,不能很好地表示形状;计算极坐标直方图时先计算质心点,并把质心点作为坐

标中心,但计算质心点的方法复杂且耗时<sup>[8]</sup>。

在对图像进行匹配时,不论是特征点匹配,还是形状匹配,匹配结果中总会产生错误匹配点对。为消除误匹配,进一步提高匹配精度, Kim 等利用随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)<sup>[4]</sup>原则消除误匹配的影响。RANSAC 是一种不确定算法,从某种意义上说,它只能在一定的概率下得出一个合理的结果,要想提高这个概率需要增加迭代次数。由于采用随机采样,此方法在剔除误匹配的同时,也剔除了大量正确匹配。

针对以上方法在图像匹配过程中存在的不足,本文采用将 SIFT 算法和改进的形状上下文算法结合的混合算法来进行图像匹配。这种混合算法在把颜色信息加入到 SIFT 特征点描述子的同时,还加入了形状结构信息,并且采用偏最小二乘法<sup>[9]</sup>(PLS)消除误匹配,使图像匹配准确率得到提高。

## 2 算法理论

SIFT 算法就是在尺度空间寻找极值点,然后筛选极值点,找出稳定的特征点,最后在每个稳定的特征点周围提取图

本文受国家自然科学基金项目(61373004)资助。

徐衍鲁(1989—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail: xu.yanlu@163.com;马 燕(1970—),女,教授,主要研究方向为图像处理、模式识别;李顺宝(1963—),男,副教授,主要研究方向为模式识别;张相芬(1977—),女,副教授,主要研究方向为图像处理。

像的局部特性,形成局部描述子并用于后续的匹配。Lowe 将 SIFT 算法分解为 4 个步骤:尺度空间极值检测;关键点定位;方向确定;关键点描述<sup>[6]</sup>。SIFT 算法的优点有对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,独特性好,信息量丰富,可以与其他形式的特征向量进行联合等<sup>[12]</sup>。

基于 Kubelka-Munk 理论<sup>[7]</sup>构建的颜色不变量模型描述了彩色物体的光谱辐射特性,其模型可表达为

$$E(\lambda, x) = e(\lambda, x)[1 - \rho_f(x)]^2 R_\infty(\lambda, x) + e(\lambda, x)\rho_f(x) \quad (1)$$

式中,  $\lambda$  为波长,  $x$  为二维矢量, 为观测位置,  $e(\lambda, x)$  为光谱强度,  $\rho_f(x)$  为  $x$  处的 Fresnel 反射系数,  $R_\infty(\lambda, x)$  为材料反射率,  $E(\lambda, x)$  为观测处的反射光谱。

对式(1)求波长  $\lambda$  的一阶偏导数  $E_\lambda$  和二阶偏导数  $E_{\lambda\lambda}$ :

$$E_\lambda = e(\lambda, x)[1 - \rho_f(x)]^2 \frac{\partial R_\infty(\lambda, x)}{\partial \lambda} \quad (2)$$

$$E_{\lambda\lambda} = e(\lambda, x)[1 - \rho_f(x)]^2 \frac{\partial^2 R_\infty(\lambda, x)}{\partial \lambda^2} \quad (3)$$

将式(2)除以式(3)后得到:

$$H = E_\lambda / E_{\lambda\lambda} = \frac{\partial R_\infty(\lambda, x) / \partial \lambda}{\partial^2 R_\infty(\lambda, x) / \partial \lambda^2} = f[R_\infty(\lambda, x)] \quad (4)$$

$H = E_\lambda / E_{\lambda\lambda}$  即为颜色不变量的一种表达式,与观测位置、表面朝向、光谱强度、Fresnel 反射系数均无关。

对 RGB 彩色图像,在符合人眼视觉系统和 CIE-1964-XYZ 标准<sup>[7,15]</sup>的条件下,RGB 分量和  $(E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda})$  的关系近似为:

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (5)$$

所以颜色不变量  $H$  可由式(4)、式(5)求出。

传统 SIFT 算法处理的是灰度图像,本文做相应改进,把图像的颜色信息考虑进来,即加入颜色不变量,构建彩色 SIFT 描述子,降低误匹配率。

对传统的形状上下文算法的改进:一是采用中值滤波<sup>[2]</sup>对图像进行预处理,排除噪声干扰;二是将基于各个轮廓点的形状上下文直方图改进为基于重心点的形状上下文直方图,改进基本算法耗时多的不足。对于提取出来的二值图像  $I(x, y)$ , 计算其重心点  $C(x_0, y_0)$ , 重心坐标为:

$$x_0 = \frac{M_{10}}{M_{00}}, y_0 = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (6)$$

其中,  $M_{00} = \sum x \sum y I(x, y)$  为零阶矩,  $M_{10} = \sum x \sum y x I(x, y)$ ,  $M_{01} = \sum x \sum y y I(x, y)$  为一阶矩。在得到重心坐标后,为了保持特征的旋转不变性,计算其主方向角度  $\theta$ 。

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2(M_{11} - x_0 y_0)}{\left(\frac{M_{20}}{M_{00}} - x_0^2\right) - \left(\frac{M_{02}}{M_{00}} - y_0^2\right)}\right) \quad (7)$$

其中,  $M_{20} = \sum x \sum y x^2 I(x, y)$ ,  $M_{02} = \sum x \sum y y^2 I(x, y)$  为二阶矩,  $M_{11} = \sum x \sum y x y I(x, y)$ ,  $x_0, y_0$  为重心坐标。

基于颜色信息的 SIFT 和形状上下文的图像匹配算法,把彩色 SIFT 描述子和形状上下文描述子级联成一个新的联合描述子,在匹配时使用联合描述子,并设定新的联合距离作为匹配标准,减小了在匹配颜色结构相似的特征点时产生的误匹配率,从而提高图像匹配的准确率。

### 3 改进的 SIFT 和 shape-context 结合的图像匹配算法

单独使用 SIFT 算法或者形状上下文算法进行图像匹配

时,匹配效果不佳,存在许多误匹配,所以为了使匹配结果更准确,本文提出一种二者相结合的算法。先采用中值滤波对图像进行预处理,抑制噪声的影响;然后把颜色不变量信息加入到 SIFT 描述子中,形成新的彩色描述子;接着计算图像区域的重心坐标及主方向,统计形状上下文直方图,生成形状上下文描述子;再把两种描述子级联成一个新的联合描述子;最后利用联合描述子,依据联合距离来匹配特征点<sup>[10]</sup>。

#### 3.1 彩色描述子

首先求取图像的颜色不变量,把颜色不变量作为输入图像;然后进行特征点检测,计算特征点邻域内像素点的梯度方向,并将其量化为 36 个方向进行梯度直方图统计;将梯度直方图分为 8 个方向,构造一个 128 维的向量,该向量即为 SIFT 描述子<sup>[15]</sup>。

#### 3.2 形状上下文描述子

1. 利用 Canny 算子<sup>[8]</sup>提取图像轮廓点,得到轮廓点的位置坐标。Canny 算子实质是通过寻找图像梯度的局部最大值,用高斯一阶微分求梯度。Canny 算子不易受噪声影响,能获得准确的图像边缘并在边缘检测和噪声中取得平衡。

2. 设定搜索半径阈值,以轮廓点为中心画正方形区域,搜索区域内是否存在 SIFT 特征点,若区域内存在 SIFT 特征点,则认为该点为所寻找的点,并保留这个特征点,否则舍弃。逐渐扩大搜索半径至半径阈值,重复搜索得到一个新的特征点矩阵。

3. 把新的特征点组成的区域作为图像区域,计算其重心坐标及主方向,将极坐标的起始方向与主方向重合。

4. 把对数极坐标空间分为 60 个部分,其中距离  $\log_{10}$  均分为 5 部分,角度  $\theta$  均分为 12 部分。将边界点即新的特征点投影到极坐标中,利用对数直方图统计落在 60 个部分的点数,计算每个部分落入点的概率,级联得到一个以 60 维向量作为特征点的形状上下文描述子<sup>[14]</sup>。

#### 3.3 构建联合描述子,匹配特征点

对新的特征点,级联它们的 SIFT 描述子和形状上下文描述子使其成为联合描述子。由于 SIFT 描述子和形状上下文描述子描述的是图像的不同信息,因此匹配时对二者采用不同的相似性系数:

$$d_{sift} = \sum_p (sift_{i,p} - sift_{j,p})^2 \quad (8)$$

$$d_{sc} = \frac{1}{2} \sum_q \frac{(sc_{i,q} - sc_{j,q})^2}{(sc_{i,q} + sc_{j,q})} \quad (9)$$

其中,  $p, q$  分别为 SIFT 描述子和形状上下文描述子的维数。

采用线性加权定义联合描述子的联合距离为:

$$d = \alpha d_{sift} + (1 - \alpha) d_{sc} \quad (10)$$

其中,  $\alpha$  为权值因子。

本文采用最近邻算法<sup>[13]</sup>对图像进行特征点匹配,即在匹配图像中选取一个特征点,在待匹配图像上找出与之联合距离最近和次近的两个特征点,若最近距离和次近距离的比值小于设定阈值,则选取最小距离的点作为特征点所对应的匹配点,也就是初始匹配对。

## 4 偏最小二乘法消除误匹配

### 4.1 偏最小二乘法

偏最小二乘(Partial Least Squares, PLS)方法最早是由 Wold<sup>[9]</sup>于 20 世纪 60-70 年代间针对经济领域中的路径建模问题提出来的统计方法。所谓偏最小二乘法,就是指在做

基于最小二乘法的线性回归分析之前,对数据集进行主成分分析降维。PLS算法在观测矩阵  $X$  和  $Y$  中提取第一对成分  $F1$  和  $G1$ ,其满足以下两个条件<sup>[9]</sup>:

(a)成分  $F1$  和  $G1$  尽可能多地含有各自变量的变化信息,即

$$Var(F1) \rightarrow \max, Var(G1) \rightarrow \max \quad (11)$$

(b)成分  $F1$  和  $G1$  之间的相关程度达到最大,即:

$$r(F, G) \rightarrow \max \quad (12)$$

其中,  $r(\cdot, \cdot)$  表示相关关系。

将两个条件综合起来就是在 PLS 中要求  $F1$  和  $G1$  之间的协方差达到最大,即:

$$Cov(F1, G1) = \sqrt{Var(F1)Var(G1)} * r(F1, G1) \rightarrow \max \quad (13)$$

其中,  $Cov(\cdot, \cdot)$  表示两个变量之间的协方差。若满足上述两个条件,  $F1$  和  $G1$  不但最大可能地包含变量信息,而且二者之间的相关程度也达到最大。

设成分  $F1$  和  $G1$  是原始数据的线性变换,即:

$$F1 = X * \omega_1, G1 = Y * c_1 \quad (14)$$

其中,  $\omega_1$  和  $c_1$  为待定的规范化投影向量。因此目标函数可以转化为:

$$\begin{aligned} & \arg \max \omega_1^T X^T Y c_1 \\ & \text{s. t. } \begin{cases} \|\omega_1\| = 1 \\ \|c_1\| = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

#### 4.2 偏最小二乘法消除误匹配

结合前面介绍的偏最小二乘法,利用初始匹配对中特征点的位置信息建立偏最小二乘模型,求得第一对成分  $F1$  和  $G1$ 。根据偏最小二乘法的思想,  $X$  与  $Y$  的相关性可以近似通过  $F1$  和  $G1$  的相关性来描述<sup>[9]</sup>。如果特征点之间具有线性变换关系,那么他们之间是严格线性相关的;当存在误匹配时,他们之间是近似线性相关的。绘制第一对成分图 ( $F1, G1$ ),这样每一对特征点  $i$  以  $(F1(i), G1(i))$  为坐标点,就可以大概观察到在  $F1$  和  $G1$  之间是否存在显著的线性关系,当存在这种线性关系时,通过  $(F1(i), G1(i))$  来拟合直线。此外,每一对特征点在成分图中的坐标位置能够反映出特征点对是不是误匹配点对。如果坐标点距离拟合直线距离较远,就认为是误匹配,需要将其剔除。误匹配点对的判断可以依据误匹配判定准则。

误匹配判定准则:利用坐标点  $(F1(i), G1(i))$  拟合直线  $ax + by + c = 0$  (16)

坐标点到直线的距离为:

$$dist(i) = \frac{|aF1(i) + bG1(i) + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (17)$$

定义影响函数为:

$$IF(i) = \frac{dist(i)}{\sum_{i=1}^n dist(i)} = \frac{|aF1(i) + bG1(i) + c|}{\sum_{i=1}^n |aF1(i) + bG1(i) + c|} \quad (18)$$

当  $IF(i) > T$  时,认为第  $i$  个匹配点对是误匹配,将其剔除;否则认为是正确的匹配。其中  $T$  为预先设定的阈值。

阈值  $T$  的取值一般选用平均数,平均数<sup>[9]</sup>是指在一组数据中所有数据之和再除以数据的个数,它是反映数据集中趋势的一项指标,代表了整体的平均水平,但是它受每一个数据的影响,如果存在极端值,平均值就会变化很大,稳定性随之降低。中位数也是研究数据的一个重要的代表值,且中位数

相对稳定,不受极端数据的影响。所以本文的阈值选取特征点到拟合直线的距离的中间值,即中位数。

## 5 实例与结果分析

以奶牛图像和建筑图像为实验对象,图 1—图 4 分别是同一头奶牛、同一建筑物在不同角度下的图像。



图 1



图 2



图 3



图 4

本文主要研究了图像在 HSV 颜色空间的  $V$  分量图像,并进行了图像匹配。将得到的结果与灰度空间的图像匹配效果做对比。本文采用了多种匹配算法(传统的 SIFT 算法、RANSAC 方法消除误匹配、PLS 方法消除误匹配、本文提出的算法)对这两幅图进行匹配,得到的匹配结果数据见表 1 和表 2。

表 1 本文算法与其他算法实验数据(奶牛/建筑物)比较 (rgb2gray)

	匹配对数	误匹配	匹配正确率(%)
SIFT	163 / 210	13 / 15	92.02 / 92.86
SIFT+RANSAC	126 / 199	9 / 13	92.86 / 93.46
SIFT+PLS(T取平均数)	122 / 165	8 / 10	93.44 / 93.94
SIFT+PLS(T取中位数)	65 / 89	4 / 5	93.85 / 94.38
本文算法	117 / 78	2 / 2	98.25 / 97.44

表 2 本文算法与其他算法实验数据(奶牛/建筑物)比较 (color sift)

	匹配对数	误匹配	匹配正确率(%)
SIFT	101 / 197	8 / 12	92.08 / 93.91
SIFT+RANSAC	66 / 30	5 / 2	92.42 / 93.33
SIFT+PLS(T取平均数)	78 / 53	5 / 3	93.59 / 94.34
SIFT+PLS(T取中位数)	35 / 77	2 / 4	94.29 / 94.81
本文算法	48 / 28	0 / 0	100.00 / 100.00

由实验结果可得下列结论:

1. 相比较传统的 SIFT 算法,本文算法得到的匹配点对数较少,这是由于在 SIFT 算法中加入了颜色信息和形状上下文描述子。特征点的描述子包含的信息增多,对特征点的要求提高,又因形状上下文算法本身对形状轮廓比较敏感,因此容易受噪声的影响,导致最后的匹配点对数减少。

2. 表 1 中,传统的 SIFT 算法在灰度空间进行匹配,得到的匹配点对数最多,同时误匹配对最多;使用 RANSAC 方法消除误匹配和使用 PLS 方法消除误匹配后,图像的匹配正确率相应得到了提高,但是后者的效果更好一些;与传统的 SIFT 算法相比,本文提出的算法得到的匹配点对数明显减少,但是误匹配也相应减少,匹配的准确率提高。

(下转第 177 页)

- [2] 董超,杨盘龙,田畅. 一种 Ad Hoc 网络组移动模型[J]. 系统仿真学报,2006,18(7):1879-1883
- [3] 石丛军,任清华,郑博,等. MANET 双层群节点移动模型设计与研究[J]. 系统仿真学报,2009,21(22):7139-7142
- [4] Liu Hui,Zhang Jun. High Dynamic Adaptive Mobility Network Model and Performance Analysis [J]. Science in China Series F: Information Sciences,2008,51(8):1154-1166
- [5] Liang Ben, Zygmunt H. Predictive Distance-based Mobility Management for PCS Networks [J]. IEEE / ACM Trans on Networking,2003,11(5):718-732
- [6] Dong Chang, Yang Pan-long, Tian Chang. Group mobility model for ad hoc network[J]. Journal of System Simulation,2006,18(7):1879-1883
- [7] Wang Ka-ren, Li Bao-chun. Group Mobility and Partition Prediction in Wireless Ad-hoc Networks[C]//Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC2002). New York: IEEE Press, 2002:1017-1021
- [8] Li Hui, Yu D. Influence of Mobility Models on Node Distribution in Ad-hoc Network[C]//Proceeding of ICCT 2003. 2003: 985-989
- [9] Royer E, Melliar-smith P, Moser L. An Analysis of the Optimum Node Density for Ad-hoc Mobile Networks[C]//Proceeding of the IEEE International Conference on Communications (ICC). 2001:857-861
- [10] Yoon Jung-keun, Liu Ming-yuan, Brian N. Random Waypoint Considered Harmful[C]//IEEE. 2003:1312-1321
- [11] Yoon Jung-keun, Liu Ming-yuan, Brian N. Sound mobility models[C]//ACM, MobiCom,2003:205-216
- [12] 彭辉,沈林成,卜彦龙,等. 一种 AdHoc 网络群组移动模型[J]. 软件学报,2008,19(11):2999-3010
- [13] 刘宴涛,王雪冰,秦娜. 无线自组网移动性建模技术[M]. 北京: 电子工业出版社,2012

(上接第 146 页)

3. 表 2 中,在使用 RANSAC 方法消除误匹配时,正确率不但没有提高,反而略有下降,这与 RANSAC 方法的原理有关,由于方法中的特征点的选取存在随机性,因此不能保证每一次的实验都能得到理想结果。

4. 在使用 PLS 方法消除误匹配时,选取不同的阈值,匹配效果也会不同。在相同条件下, $T$  分别取平均数和中位数时,得到的结果是有差异的。虽然  $T$  取平均数时匹配点对数较多,但是会受到极端数据的影响,造成严重的误匹配,使得结果不稳定。而  $T$  取中位数时虽然也存在误匹配,但匹配结果相对稳定,因此选取中位数作为设定阈值效果更好。

5. 表 2 加入颜色不变量信息,与表 1 传统的 SIFT 算法相比较,此时的匹配点对数减少了,但匹配正确率有所改进,匹配效果更好。

**结束语** 传统的 SIFT 算法在匹配颜色结构相似的特征点时容易产生误匹配,使得最终的匹配结果不准确。针对此不足,本文引入颜色不变量生成彩色描述子,并借助形状上下文算法生成形状描述子,把这两种描述子级联构成一个新的联合描述子,并通过定义的联合距离对特征点进行匹配,得到初始匹配对。匹配结果中仍可能存在误匹配,所以我们采用基于偏最小二乘法的剔除误匹配方法,利用 SIFT 匹配后的特征点对的位置信息,通过偏最小二乘方法进行重新描述,结合定义的影响函数,将影响大的特征点对剔除,以实现精确匹配。实验部分采用不同的匹配算法对相同图像进行匹配,得到对应的图像匹配效果图,进而对实验结果做了总结分析,证明本文算法具有一定的有效性和可行性。与其他几种匹配算法相比较,本文所提算法得到的实验结果中,虽然匹配点对数减少,但匹配准确率并未降低。

## 参考文献

- [1] Azad P, Asfour T, Dillmann R. Combining Harris Interest Points and the SIFT Descriptor for Fast Scale-Invariant Object Recognition[C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2009:4275-4280
- [2] Rassem T H, Khoo B E. Object Class Recognition using Combination of Color SIFT Descriptors[C]//Proceedings of IEEE Imaging Systems and Techniques (IST). 2011:290-295
- [3] Geng Cong, Jiang Xu-dong. SIFT Features for Face Recognition [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT). 2009:598-602
- [4] Bastanlar Y, Temizel A, Yardimci Y. Improved SIFT matching for image pairs with scale difference [J]. Electronics Letters, 2010,46(5):1-2
- [5] Huang Lei, Li Zhen. Feature-based image registration using the shape context [J]. Remote Sensing, 2010,31(8):2169-2177
- [6] 杨恒,王庆. 一种新的局部不变特征检测和描述算法[J]. 计算机学报,2010,33(5):935-944
- [7] Geusebroek J-M, van den Boomgaard R, Smeulders A W M. Color Invariance[C]//Proceedings of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001:1338-1350
- [8] 肖潇,王宪保,王守觉. 一种边缘点特征图像配准算法[J]. 小型微型计算机系统,2012,33(11):622-627
- [9] Wold H. Path models with latent variables: The NIPALS approach [C]//Proceedings of Quantitative Sociology: International Perspectives on Mathematical and Statistical Model Building. 1975:307-357
- [10] Salve S G, Jondhale K C. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts[C]//Proceedings of IEEE Computer Science and Information Technology (ICCSIT). 2010:471-474
- [11] 延伟东,田铮,温金环,等. 基于偏最小二乘的 SIFT 误匹配校正方法[J]. 计算机应用,2012,32(5):1255-1257,1268
- [12] 刘岩,吕肖庆,秦叶阳,等. 尺度与颜色不变性图像特征描述[J]. 小型微型计算机系统,2012,33(10):2297-2302
- [13] Salve S G, Jondhale K C. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT). 2010:471-474
- [14] Abdel-Hakim A E, Farag A A. CSIFT: A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2006:1-6