

基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正方法

张洁玉 白小晶 徐丽燕 陈强 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要 针对 SIFT(scale invariant feature transform)特征描述符因仅利用特征点的局部邻域信息而对散落在图像内相似结构中的点极易发生误匹配的现象,提出了一种基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正方法。该方法首先利用 SIFT 算法进行匹配;然后对于匹配结果中的特征点,再利用图像轮廓像素点对该点的空间分布信息进行重新描述,以形成一种独特性更高的空间分布描述符;最后运用此种描述符,对匹配结果中存在的“一对多”和“一对一”的错误匹配形式,分别采取两种不同的匹配策略进行校正。以真实图像进行的实验结果表明,该方法与 RANSAC(随机抽样一致性)算法相比,其在不损失正确匹配的前提下,能够真正提高正确匹配率。

关键词 空间分布描述符 SIFT 特征描述符 独特性 校正误匹配

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)07-1369-09

A Method of Correcting SIFT Mismatching Based on Spatial Distribution Descriptor

ZHANG Jie-yu, BAI Xiao-jing, XU Li-yan, CHEN Qiang, XIA De-shen

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

Abstract SIFT(scale invariant feature transform) descriptor usually leads to mismatching because it uses the gradient information in the neighborhood of one feature point, when the extracted feature points locate in some similar structures of one image. So a method to correct SIFT mismatching based on a kind of spatial distribution descriptor is proposed. Because the spatial distribution of pixels on the image contour are different aiming at different matching points, each matching point obtained by SIFT can be described again to generate a more distinctive descriptor. Then the method corrects two kinds of mismatching using corresponding correction strategies by the new descriptor. Through the experiments on the real images, the comparing results between the algorithm and RANSAC indicate that the correction method can improve the percentage of correct matching under the condition of remaining the original right matching.

Keywords spatial distribution descriptor, SIFT descriptor, distinctiveness, correction mismatching

1 引言

图像特征点的提取与匹配是计算机视觉领域许多问题,例如图像拼接、物体识别、3 维场景构建、动态跟踪以及基于图像内容的检索等^[1]的基础。

图像特征点的提取方法已经相对成熟,现在人们开始越来越多地关注怎样描述特征点,以便先生

成独特性较高的特征描述符,再利用特征描述符进行匹配^[2]。近年来,一类基于局部不变量描述符^[3-5]的方法在图像匹配、物体识别等方面取得了很大的进展^[6-9]。基于局部不变量描述符的匹配过程是首先计算每个特征点的特征描述符,然后通过计算特征描述符之间的差异来判断特征点是否匹配。在现有的局部不变量描述符中, SIFT(scale invariant feature transform)描述符的性能最优^[2]。它

基金项目:国家自然科学基金项目(60773172,60805003);江苏省博士后基金项目(AD41158)

收稿日期:2008-03-03;改回日期:2008-04-14

第一作者简介:张洁玉(1980 ~),女。南京理工大学模式识别专业博士研究生。研究方向为图像分析、模式识别。E-mail: zhjy_

已经被成功地应用到了很多领域,如将输入的彩色图像转为灰度图像后,再通过 SIFT 特征的提取与匹配来实现相应的彩色图像的全景图拼接^[10]、医学图像配准^[11]、人脸识别^[12]等。文献[5]直接在彩色空间构造了一种新的描述符——CSIFT,因为新描述符添加了图像的彩色信息而更加鲁棒。

SIFT 算法^[3]能够提取图像中的稳定特征点,并能生成独特性较高的特征描述符,从而可得到正确率较高的匹配结果。由于获取高精度的匹配点是后续进行配准、识别以及检索等任务的关键所在,因此提高匹配的正确率尤为重要。

虽然在大多数情况中,SIFT 特征描述符具有较高的独特性,但当图像中包含大量的相似结构时,由于 SIFT 特征描述符仅利用了特征点的局部邻域信息,因此对散落在这些相似结构中的点极易发生误匹配现象。尽管调整最近邻(NN)与次近邻(SCN)向量的比值阈值,会减少一些误匹配,但同时也易损失一部分原本正确的匹配点,可见其不是真正地提高正确匹配率。另外一种流行的方法是通过估计对极几何约束来去除误匹配,如 M-Estimators^[13]、RANSAC^[14]等方法,但这些方法要用全体匹配点来进行迭代训练,其精度受错误匹配率的影响很大^[15],大量实验发现,它们并不总能很好地去除误匹配。

本文针对此种情况,提出了一种基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正方法,即经过 SIFT 匹配后,再利用空间分布描述符来对特征点进行重新描述。并且针对 SIFT 匹配结果中存在的“一对多”和“一对一”的错误匹配形式,分别采取两种不同的匹配策略进行校正。实验表明,该方法不仅能够提高 SIFT 特征点的匹配精度,并且同时没有损失原本正确的匹配点,其匹配结果优于 RANSAC 法,具有一定的实用意义。

2 SIFT 特征点提取及匹配

2.1 SIFT 特征点提取

SIFT 特征点的提取是在多尺度空间下完成的,提取的方法是利用一系列尺度因子乘一定倍数的高斯函数来对原图像进行滤波,首先构成高斯金字塔图像,再通过每两个相邻的高斯图像进行相减来得到高斯差分金字塔图像。在高斯差分金字塔图像中,首先利用上下相邻尺度的图像求取局部极值来

作为候选极值点,并记录其相应的尺度;然后再通过一个 3 维二次函数来拟合特征点,以精确确定特征点的位置和尺度,同时去除低对比度和不稳定的边缘特征点,以增强特征点的独特性和提高匹配性能。

SIFT 特征描述符是一个利用特征点邻域内的像素梯度信息生成的 128 维特征向量。对任意一个稳定的特征点,可先在其所在的尺度空间中取以此特征点为中心的 4×4 个子区域,其中每个子区域又有 4×4 个像素点;然后计算每个子区域中 8 个方向的梯度方向直方图,以形成一个种子点;最后将每个种子点的 8 个方向的向量信息依次排序,就可以构成一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的特征向量,即 SIFT 特征描述符。

本文在具体的实践过程中,按照每个特征点所在的尺度信息选取了适当大小的邻域,并将这些邻域内的像素点依旧划分为 16 个子区域,其中的像素点按照一定的权重同时归属于相邻的不同子区域。这样就可以保证 SIFT 特征描述符在不失独特性的同时,还能提高运算速度。

2.2 SIFT 特征点匹配

匹配时,可针对第 1 幅图像中与某一个特征点对应的特征向量,在另一幅图像中搜索 NN 与 SCN 两个特征向量,若它们的欧氏距离之比在设定的阈值范围之内,则认为与两个具有最近距离的特征向量对应的特征点是匹配点对。

但由于 SIFT 特征描述符仅利用了特征点的局部邻域梯度信息,致使当图像中包含大量相似结构时,那些散落在这些相似结构中的点,它们对应的局部邻域梯度信息在很大程度上是相同的,如果此时仅利用局部信息进行描述,那么就不能准确地区分特征点,即很容易发生误匹配。通过实验发现,误匹配的情况主要有以下两种:一是“一对多”的误匹配,即一个集合中的某一点对应另一个集合中的多个点;二是“一对一”的误匹配,即一个集合中的某一点只对应另一个集合中的一个点。虽然通过调整匹配过程中的 NN 与 SCN 的比值阈值会减少一些误匹配点对,但同时也会损失一部分原本正确的匹配点对,如果要将误匹配点对全部去除,则通常只剩下较少的正确匹配点对。可见,由于此时的 SIFT 特征描述符因仅具备了局部信息而降低了独特性,因此必须寻找一种独特性更高的描述符来区分误匹配点。

3 基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正法

对于图像中含有大量相似结构的情况,一种获得具有更高独特性描述符的方法就是使其拥有能够反映图像全局信息的能力。Mortensen 等人将一种 60 维的形状上下文描述符^[16]与 SIFT128 维的特征描述符通过加权的方式连接在一起,首先形成新的描述符;然后采用主成分分析法 (PCA) 对新描述符进行降维后,再进行匹配^[17],以此希望得到更高的正确匹配率。但由于 SIFT 特征点数目较多,这即使每个点计算新的高维特征描述符的过程很繁琐,并且 PCA 降维后得到的描述符性能会有所下降^[2]。

由此,本文研究了一种基于空间分布描述符的 SIFT 误匹配校正方法,得到了较高的正确匹配率。与 Mortensen 等人提出的方法不同的是,本文提出的校正方法是直接针对 SIFT 匹配后所得到的特征点,先利用一种空间分布描述符来重新描述;然后在计算空间分布描述符时,将划分图像的区域改为正方形,再运用引入的积分轮廓图像概念,由于其不依赖正方形面积的大小就能够快速计算其中轮廓像素点的个数,因此减少了运算量;最后在校正误匹配的过程中,还针对 SIFT 匹配结果中出现的两种误匹配形式,采取了不同的校正匹配策略。

3.1 空间分布描述符

3.1.1 积分轮廓图像

积分图像^[18]中点 (x, y) 位置的值表示原始图像的坐标原点到点 (x, y) 的矩形内所有像素的灰度值之和。由此,本文在利用 Canny 算子求取原始图像轮廓的基础上,引入了积分轮廓图像的概念。由于积分轮廓图像中的 (x, y) 位置处的值等于原始图像的坐标原点到点 (x, y) 的矩形之内所包含的所有轮廓边界点的个数,因此求一幅积分轮廓图像只需要遍历一次原图像即可。引入这个概念的意义在于,只要已知图像中任意一个矩形的 4 个顶点的位置,即可通过简单的加减运算来很快得出这个矩形内包含的图像轮廓边界点的个数,而且与矩形的大小无关,从而可节省计算时间。如图 1 所示,矩形窗口 $abcd$ 内所包含的边缘点的个数可以用积分轮廓图像中相应的点 a, b, c, d 计算出来,即 $d + a - (b + c)$ 。

3.1.2 划分图像区域

形状上下文描述符就是以边界点为中心将图像

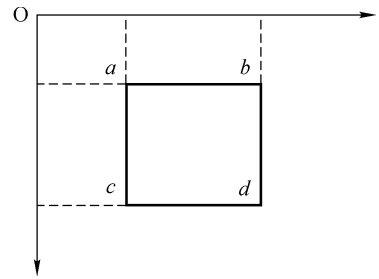


图 1 积分轮廓图像示意图

Fig. 1 Integral contour image

按照一定的距离和角度进行区域划分。由于其对于每次重新划分的图像区域,都要累加计算每一个新的区域中边界点的个数,因此计算十分繁琐。

因此,本文采取的方法是以提取出来的图像特征点为中心,先将图像划分为若干个正方形区域,例如图 2 中粗线所画的区域即为其中的一个正方形区域;然后同时利用积分轮廓图像来快速计算正方形区域内边缘点的个数。具体的划分方法是:以某个特征点为中心,分别在其左上、左下、右上以及右下区域依次进行划分。其中,基础长度为 l ,划分的长度以 2 的整数次幂为倍数逐渐增加(除前两次划分的长度仍等于基础长度外),即 $\{l, l \times 2^0, l \times 2^1, l \times 2^2, \dots\}$,直至要划分的区域将要超出图像边缘时,则停止划分,最终形成若干个正方形区域。划分效果如图 2 所示,其中,图中心处的小圆点代表当前特征点。划分的长度成倍依次增加是为了突出不同区域对当前特征点影响程度的不同,即距离特征点越远的区域,贡献越小;越近的区域,贡献越大。

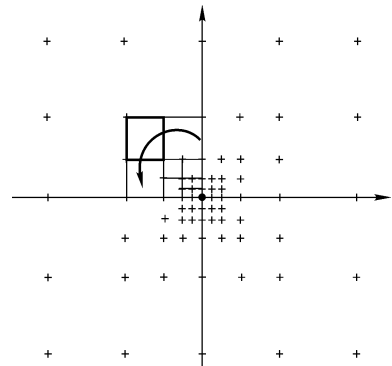


图 2 划分区域效果图

Fig. 2 The method of partitioning image

3.1.3 生成空间分布描述符

划分图像区域,并结合积分轮廓图像快速计算出每个区域内包含的边缘点的个数之后,就可以生

成空间分布描述符了。空间分布描述符是一个特征向量,每个分量对应着相应区域内的边缘点的个数。区域的选取遵循一定的先后次序,即以当前特征点为中心,依次按照左上、左下、右上以及右下的方位进行选取;在每个方位的内部,则按照从内到外,逆时针的方向选取(如图 2 中箭头所示)。

由此生成的空间分布描述符(如图 3 所示)能够反映针对当前特征点的图像轮廓像素点的空间分布情况,不同位置处的特征点必定对应着轮廓像素点不同的分布状态。由于对于局部描述符不足以区分的误匹配点,其空间分布描述符的内容并不相同,因此具有较强的区分性。描述符特征向量的长度可依据划分图像区域的多少而定,当图像不是足够大时,该长度一般小于 SIFT 特征描述符 128 维的长度,并且,由于描述符是在一幅轮廓图像的基础上生成的,没有直接依赖像素亮度值,因此对光照的敏感性较小。

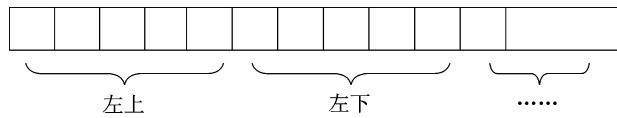
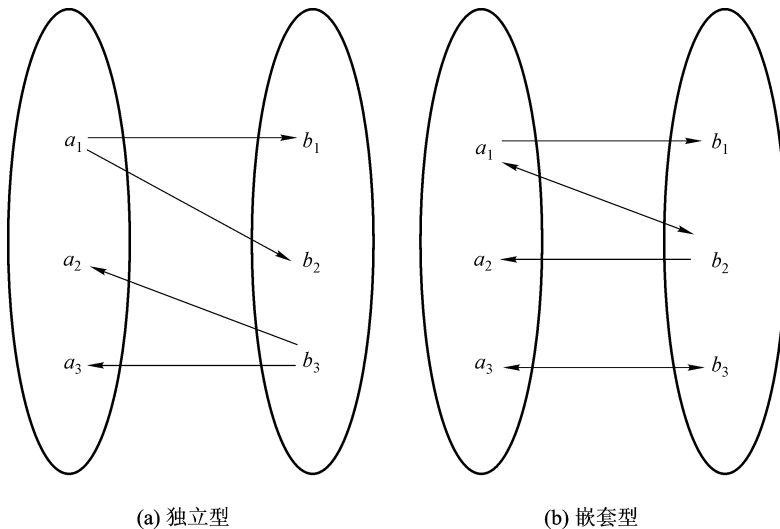


图 3 空间分布描述符

Fig. 3 Spatial distribution descriptor

空间分布描述符适用于相机仅围绕垂直轴线小幅转动的情况,从而避免了追求图像平面内的旋转不变性,其不仅可以提高运算速度,并且有利于提高特征描述符的区分能力^[4]。



(a) 独立型

(b) 嵌套型

图 4 误匹配方式示意图

Fig. 4 The type of mismatching

3.2 两种校正匹配策略

3.2.1 校正“一对多”

假设有两个点 a, b 的空间分布描述符 D_a, D_b , 设其长度分别为 l_a, l_b , 则它们之间的相似度 S 定义为

$$S = \frac{1}{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K |D_a(i) - D_b(i)|} \quad (1)$$

其中, $K = \max(l_a, l_b)$; $D_a(i), D_b(i)$ 分别代表各自空间分布描述符的分量。若两向量的长度不等, 则通过自动补 0 的方式延长其中长度相对较短的向量, 使两向量的长度相等。

对于一对多的匹配点对, 为了寻找藏于其中的正确匹配点对, 可分别计算这些匹配点对间的空间分布描述符的相似度 S_1, S_2, \dots, S_l , 然后将求取得到的与相似度最大的两个描述符对应的匹配点作为真正的匹配点对。

通过大量实验发现, 在 SIFT 特征点匹配结果中, 一对多的匹配情形主要以两种方式出现。本文以一对二匹配为例, 并针对这两种情形分别进行讨论。

假设存在两个匹配点集, 分别为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_m\}, B = \{b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n\}$ 。

(1) 独立型(如图 4(a) 所示)。首先以集合 A 为基准, 分别计算点 a_1 和点 b_1 的空间分布描述符 D_{a_1} 与 D_{b_1} , 以及点 a_1 和点 b_2 的空间分布描述符 D_{a_1} 与 D_{b_2} 的各自相似度, 相似度大者, 其对应的点为正

确匹配点对;再以集合 B 为基准,同样通过计算点 b_3 和点 a_2 的空间分布描述符 D_{b_3} 与 D_{a_2} ,以及点 b_3 和点 a_3 的描述符 D_{b_3} 与 D_{a_3} 的各自相似度来选取正确的匹配对。

(2) 嵌套型,即集合中的某个点同时具备“一对多”和“多对一”两种情况,如图 4(b) 中的点 a_1 和点 b_2 。分别记点 a_1 、点 b_2 的空间分布描述符 D_{a_1} 与 D_{b_1} , D_{a_1} 与 D_{b_2} 以及 D_{b_2} 与 D_{a_2} 的相似度为 S_1 、 S_2 和 S_3 ,则点 a_1, b_1, a_2, b_2 之间的正确匹配结果应为

$$\begin{cases} a_1 b_1, a_2 b_2 & \text{如果 } S_2 = \min \{ S_1, S_2, S_3 \} \\ a_1 b_2 & \text{如果 } S_2 = \max \{ S_1, S_2, S_3 \} \\ a_1 b_1 & \text{如果 } S_3 < S_2 < S_1 \\ a_2 b_2 & \text{如果 } S_1 < S_2 < S_3 \end{cases} \quad (2)$$

3.2.2 校正“一对一”

利用空间分布描述符验证其余“一对一”的 SIFT 匹配点对,若判断为误匹配,则剔除。设有某个匹配点对 (a_i, b_i) ,其对应的空间分布描述符分别为 D_1, D_2 ,其长度分别为 l_1, l_2 。验证匹配点对的方法分以下两步进行:

(1) 将描述符对应的分量求差,即

$$d(i) = \text{abs}[D_1(i) - D_2(i)] \quad (3)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n; n = \max(l_1, l_2)$ 。当描述符 D_1 与 D_2 的长度不等时,可通过自动补 0 的方式延长其中相对较短的向量,使两向量的长度相等,并累加 $d(i) > T_1$ 的个数 N ,其中 T_1 为预先设定的一个阈值,代表与两个匹配点对应的相应区域的边缘点个数的差值门限,通常取为 30 ~ 50 即可满足要求。

(2) 计算比值 $r = \frac{N}{\max(l_1, l_2)}$,若 $r < T_2$,则认为此 SIFT 匹配点对是正确的匹配;否则,认为是错误的匹配,将其剔除。其中, T_2 是预先设定的阈值,通常取为 0.2 ~ 0.5 即可。

4 实验结果与分析

本文针对包含大量相似结构的真实图像进行了多组实验,现将其中两类(楼房和印刷品图像)的实验结果展示如下,其中每类图像又分为两组进行实验。

在每一组经 SIFT 匹配或者校正 SIFT 误匹配后的两幅图像中,用相同的符号对应地标注其中一部分“一对多”或“一对一”的错误匹配点对。

由图 5(a)可以看出,SIFT 匹配结果中存在多个错误匹配。例如图 5(a)左图中的两个圆圈标注点,即由于位于局部结构非常相似的窗框中,SIFT 描述符不能将它们区分开,从而导致同时对对应着图 5(a)右图中的圆圈标注点。而分别位于图 5(a)左右两图中的两个方框标注点同样由于位于两幅图像中的局部结构非常相似的位置,因此也发生了误匹配。

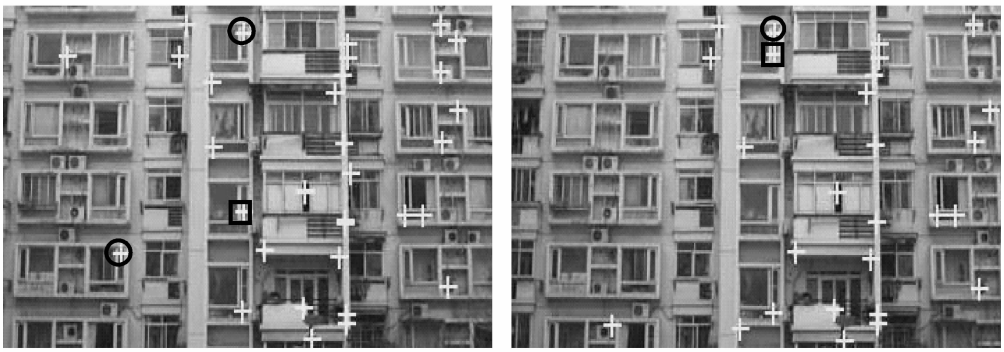
空间分布描述符抓住了图像轮廓像素点针对不同特征点的空间分布信息,而对于散落在两幅图像内的相似结构中的特征点,即使其局部邻域梯度信息非常类似,但是由于其空间分布描述符具有一定的差异,因此利用空间分布描述符可以很好地区分这些特征点。图 5(b)显示了基于空间分布描述符的校正误匹配结果。

同样,图 6(a)左右两图中标注相同符号的点表示对应的误匹配点对,由于其包含大量相似结构,因此依然存在“一对多”和“一对一”两种形式的误匹配。图 6(b)为基于空间分布描述符的校正误匹配后的正确匹配结果。

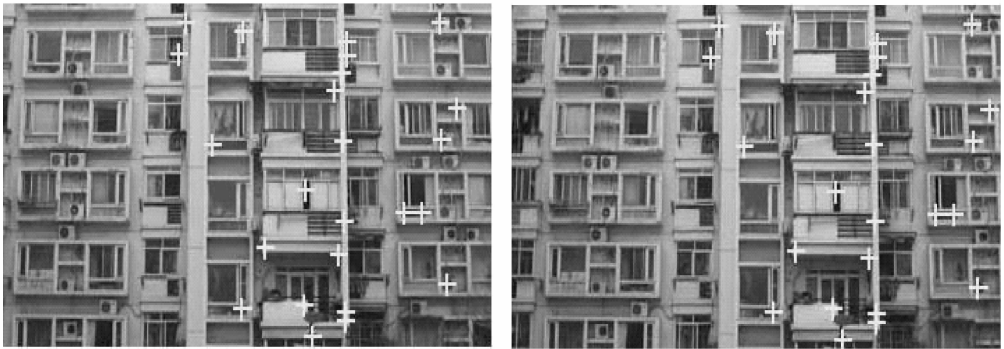
为了检测印刷品的缺页、漏页现象,需要将基准印刷品图像与待检测的印刷品图像进行匹配。图 7(a)左右两图分别为印刷品基准图像与待检测的印刷品图像进行 SIFT 匹配后的结果。

在图 7(b)的基于空间分布描述符的校正误匹配结果中,仍然存在一对错误匹配点。从理论上说,与这两个匹配点对应的空间分布描述符之间应该存在较大差异,但经过仔细对比后发现,两个空间分布描述符恰好非常类似。其原因在于,这两个描述符长度刚好相等;两个匹配点都位于相似的汉字笔划的尖点处,从而造成描述符中差别小的对应分量的比率增大;每个描述符是按照相对于特征点的左上、左下、右上以及右下方进行区域边缘点个数统计的方式生成,而这两个描述符中差值较小的对应分量的个数恰好较多。因此,这对误匹配没有被剔除。如果调整设定的两个描述符中差值较小的对应分量所占的比率阈值,则会因为限制条件太强而丢失个别原本正确的匹配。

由图 8(a)可知,当图像中仅含有几乎完全相同的结构时,因为存在更多的与邻域信息类似的特征点,故导致了 SIFT 匹配结果中的匹配错误率更大,甚至出现了“一对四”的错误匹配。此时,基于空间分布描述符的匹配方法则仍然能够利用空间分布信息很好地挑选出正确的匹配点(如图 8(b)所示)。



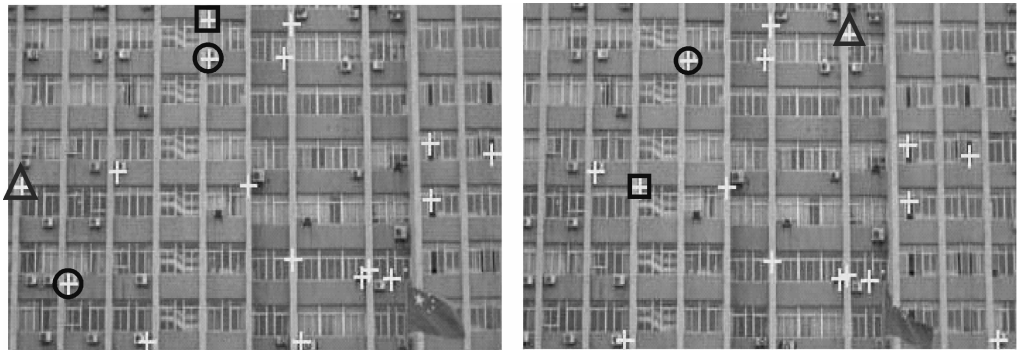
(a) SIFT的匹配结果



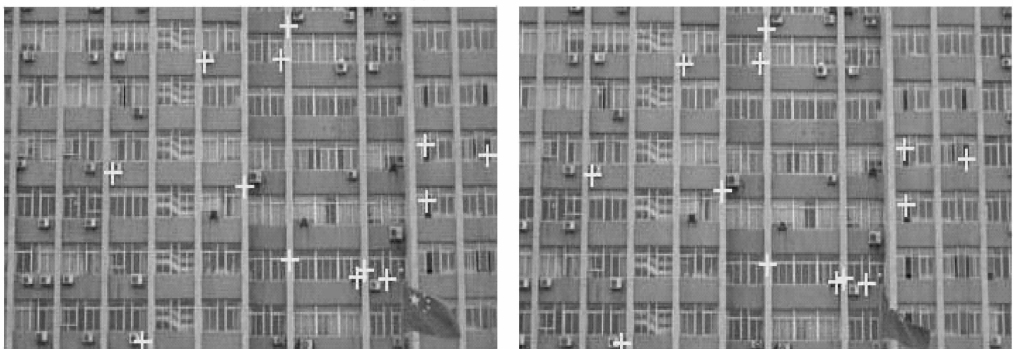
(b) 本文方法的匹配结果

图 5 楼房图像 1 特征点匹配示意图

Fig. 5 The matching results of building image one



(a) SIFT的匹配结果



(b) 本文方法的匹配结果

图 6 楼房图像 2 特征点匹配示意图

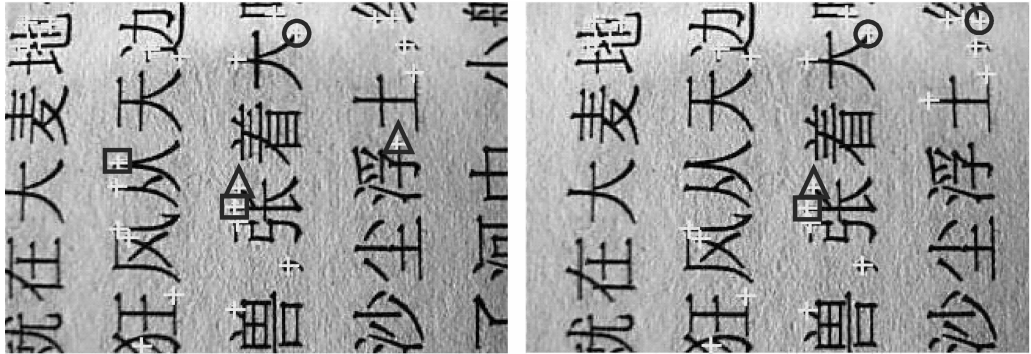
Fig. 6 The matching results of building image two

第 1 类实验:楼房图像匹配

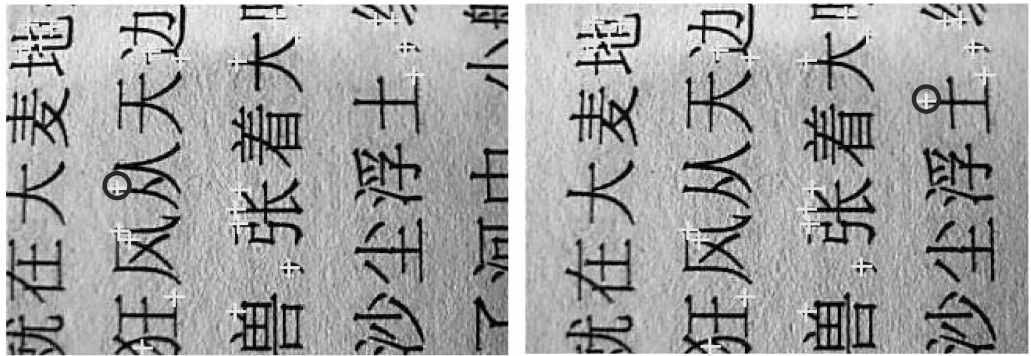
- (1) 第 1 组(实验 1)
- (2) 第 2 组(实验 2)

第 2 类实验:印刷品图像匹配

- (1) 第 1 组(实验 3)
- (2) 第 2 组(实验 4)



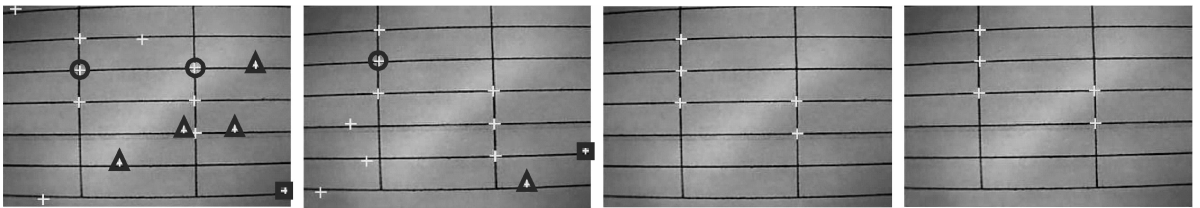
(a) SIFT的匹配结果



(b) 本文方法的匹配结果

图 7 印刷品图像 1 特征点匹配示意图

Fig. 7 The matching results of printed matter image one



(a) SIFT的匹配结果

(b) 本文方法的匹配结果

图 8 印刷品图像 2 特征点匹配示意图

Fig. 8 The matching results of printed matter image two

RANSAC 方法是经典的去除误匹配的方法,将其与本文提出的校正误匹配方法进行比较,其匹配结果如表 1 所示。表 1 给出了 SIFT 匹配、本文提出的校正误匹配方法以及 RANSAC 剔除误匹配方法的匹配结果对比。SIFT 匹配过程中, Lowe 推荐将 NN 与 SCN 的比值取为 0.6 ~ 0.8^[3],其取值越大,被

去除的正确匹配点以及错误匹配点也就越少。因此为了保证匹配结果中被去除的正确匹配点少于 5%,本文实验中取此比值为 0.8。

由表 1 中的数据可以得出如下结论:

(1) 对于两幅含有大量相似结构的图像, SIFT 匹配结果的错误率较高,并且错误率随着图像中结

表 1 SIFT 匹配法、本文提出的校正误匹配方法以及 RANSAC 剔除误匹配方法的匹配结果比较

Tab. 1 The compare of the results of the three methods

实验标号	SIFT 匹配方法		校正 SIFT 误匹配方法		RANSAC 剔除误匹配方法		
	正确匹配 点对个数	错误匹配 点对个数	正确匹配 点对个数	错误匹配 点对个数	正确匹配 点对个数	错误匹配 点对个数	
第 1 类	第 1 组(实验 1)	24	9	24	0	18	4
	第 2 组(实验 2)	13	4	13	0	8	3
第 2 类	第 1 组(实验 3)	23	4	23	1	17	3
	第 2 组(实验 4)	5	10	5	0	5	5

构相似程度的增大而升高,例如在实验(4)中,SIFT 匹配的错误率高达 67%;

(2) 运用 RANSAC 方法剔除误匹配后,不但去除了一些原本正确的匹配,并且还残留相当数量的误匹配;

(3) 运用本文提出的校正 SIFT 误匹配的方法,在没有错判原本正确匹配的同时,还剔除了绝大部分的误匹配;

(4) 在实验(3)中,经过本文提出的校正方法校正后,仍然存在一对错误匹配。这说明即使图像边缘点针对这两个特征点的空间分布不同,但是当两个空间分布描述符对应位置的分量中,其对应区域包含的边缘点的个数,差值小的恰巧占到了多数,这虽导致两个空间分布描述符的相似度较大,但整体剔除误匹配的效果仍然优于 RANSAC 法;

(5) 本文方法在实验(1)、(2)和(4)中都得到了完全正确的匹配点集,并降低了匹配错误率,这就证明了该方法的有效性。

5 结 论

当两幅图像中包含大量相似结构时,由于 SIFT 描述符仅利用了特征点的局部邻域信息,其对于散落在其间的点不具备很好的区分能力,因此,本文提出了一种基于空间分布描述符的校正 SIFT 误匹配的方法,该方法利用空间分布描述符对 SIFT 匹配结果中的特征点进行重新描述,并通过两种不同的校正匹配策略校正了“一对多”和“一对一”的错误匹配。真实场景图像的实验结果表明,空间分布描述符由于利用了图像的全局信息,通常能够较好地分散落在图像内具有相似结构的特征点,比此时的 SIFT 描述符具有更高的独特性,通过与 RANSAC 剔除误匹配方法进行的比较实验,可以得出以下结论:

该校正方法在没有损失原本正确匹配的基础上,可剔除绝大部分的误匹配,这从真正意义上提高了特征点的正确匹配率,具有一定的实用价值。

参考文献 (References)

- Deng Bao-song, Song Han-chen, Yang Bing, *et al.* Feature point matching based on affine iterative model [J]. *Journal of Image and Graphics*. 2007, **12**(4):678-683. [邓宝松, 宋汉辰, 杨冰等. 基于仿射迭代模型的特征点匹配算法[J]. *中国图象图形学报*, 2007, **12**(4):678-683.]
- Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27** (10):1615-1630.
- Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60** (2): 91-110.
- Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF speeded up robust features [A]. In: *Proceedings of the Ninth European Conference on Computer Vision [C]*, Graz, Austria, 2006:404-417.
- Abdel-Hakim A E, Farag A A. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics [A]. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, New York, USA, 2006, **2**:1978-1983.
- Tuytelaars T, Gool L V. Matching widely separated views based on affine invariant regions [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **59**(1):61-85.
- Tuze O, Porikli F, Meer P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification [A]. In: *Proceedings of 9th European Conference on Computer Vision [C]*, Graz, Austria, 2006, **2**: 589-600.
- Mian A S, Bennamoun M, Owens R A. Face recognition using 2D and 3D multimodal local features [A]. In: *Proceedings of International Symposium on Visual Computing [C]*, Lake Tahoe, Nevada, USA, 2006, **4292**:860-870.
- Larios N, Deng H, Zhang W, *et al.* Automated insect identification through concatenated histograms of local appearance features [A]. In: *Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision [C]*, Piscataway, NJ, USA, 2007:23-32.

- 10 Brown M, Lowe D G. Recognising panoramas[A]. In: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision[C], Nice, France, 2003:1218-1227.
- 11 Urschler M, Bauer J, Ditt H, *et al.* SIFT and shape context for feature-based nonlinear registration of thoracic CT images[A]. In: Proceedings of Conference on Computer Vision Approaches to Medical Image Analysis[C], Graz, Austria, 2006:73-84.
- 12 Luo J, Ma Y, Takikawa E, *et al.* Person-specific SIFT features for face recognition[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing[C], Honolulu, Hawaii, USA, 2007, **2**:593-596.
- 13 Chen Jiun-hung, Chen Chu-song, Chen Yong-sheng. Fast algorithm for robust template matching with M-estimators [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, **51** (1):230-243.
- 14 Chen Fu-xing, Wang Run-sheng. Fast RANSAC with preview model parameters evaluation [J]. Journal of Software, 2005, **16** (08): 1431-1437. [陈付幸,王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. 软件学报, 2005, **16**(08): 1431-1437.]
- 15 Sidibe D, Montesinos P, Janaqi S. Fast and robust image matching using contextual information and relaxation[A]. In: Proceedings of 2nd International Conference on Computer Vision Theory and Applications[C], Barcelona, Spain, 2007:68-75.
- 16 Belongie S, Malik J. Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Analysis and Machine Intelligence, 2002, **24**(4):509-522.
- 17 Mortensen E N, Deng H, Shapiro L. A SIFT descriptor with global context[A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Diego, CA, America, 2005, **1**:184-190.
- 18 Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Hawaii, USA, 2001, **1**:511-518.