

## 基于近似距离序的重复模式图像匹配算法

唐俊\* 周洪伟 梁栋 王年

(安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室 合肥 230039)

**摘要:** 由于重复模式图像局部信息的歧义性,即使在视角变化很小的情况下,仅通过比较局部描述子之间的相似性得到的匹配结果往往并不可靠。为了解决这个问题,该文根据特征点空间的分布特性,给出了一种新颖的几何相容性表示方法——近似距离序;结合利用局部描述子获得的匹配代价,定义了一种混合形式的目标函数,将匹配问题转化为一对一约束下的优化问题;最后,通过概率松弛法求解目标函数的极大值,获得特征点之间的对应关系。在不同类型图像上的比较实验表明,所提出的方法能够有效地解决重复模式图像匹配问题。

**关键词:** 图像处理; 图像匹配; 重复模式; 几何相容性; 概率松弛

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)12-3034-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00639

## Approximate Distance Order Based Matching Algorithm for Images Containing Repetitive Patterns

Tang Jun Zhou Hong-wei Liang Dong Wang Nian

(Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China)

**Abstract:** Due to the local ambiguities of images containing repetitive-patterns, it is difficult to match feature points reliably only by comparing similarity between local descriptors even if the disparity of viewpoint is not very large. Thus, a novel representation of geometric consistency named approximate distance order is proposed according to the space distribution of feature points. Then, an object function in hybrid form is defined by combining the matching cost of local descriptor, and the matching problem is formulated as an optimization problem with one-to-one correspondence constraints. Finally, the correspondences between feature points are obtained by maximizing the given object function via the method of probabilistic relaxation. Comparative experiments applied to various images demonstrate the algorithm is an effective approach to solving the suggested problem.

**Key words:** Image processing; Image-matching; Repetitive pattern; Geometric consistency; Probabilistic relaxation

### 1 引言

获取相关图像特征点之间的匹配关系是很多计算机视觉应用的关键步骤,如目标识别、图像拼接、3D 重构和基于内容的图像检索等。图像局部描述子<sup>[1-5]</sup>是常用的匹配求解方法,其对图像的缩放、旋转、光照变化或者一定程度的视角变化均具有较好的鲁棒性。然而,当待匹配的图像含有大量的重复场景时,即使视角变化很小,描述子也很难得到理想的匹配结果。针对该问题,几何相容性(geometric consistency)在求解匹配关系时的应用得到了广泛的关注。几何相容性通常用成对约束

(pairwise constraints)表示,即正确匹配对间的几何关系不应该发生大的改变。Berg 等人<sup>[6]</sup>在构造匹配目标函数时加入了用距离与角度表示的成对约束,并将二次的匹配目标函数近似为线性函数,通过整数线性规划方法求解特征点之间的匹配关系。Leordeanu 等人<sup>[7]</sup>认为正确的匹配对之间可构成一个强连通的主聚类,在此前提下,将所有可能的匹配对作为顶点,各个匹配对间的距离表示的成对约束作为边的权重构造分配图,并采用谱松弛法进行求解。针对 Leordeanu 和 Hebert 的方法时间性能较差的缺点, Yuan 等人<sup>[8]</sup>提出了一种基于权重投票(weighted voting)的计算方法,应用贪心策略求解匹配关系。Zheng 等人<sup>[9]</sup>认为即使在形变较大的情况下,特征点的局部邻接关系也不会发生重大变化,据此应用邻近关系表示的成对约束构造匹配目标函数,并利用概率松弛法获得匹配结果。Choi 等人<sup>[10]</sup>

2012-05-25 收到, 2012-09-13 改回

国家自然科学基金(11071002, 61172127), 安徽省教育厅自然科学基金项目(KJ2011A008), 安徽省自然科学基金(1208085MF93)和安徽大学“211 工程”学术创新团队基金(KJTD007A)资助课题

\*通信作者: 唐俊 tangjunahu@163.com

求解匹配的方法与文献[9]类似，所不同的是，成对约束用匹配对之间的局部仿射变换关系表示。Fan 等人<sup>[11]</sup>在对 Daisy 描述子<sup>[3]</sup>改进的基础上，结合距离表示的成对约束，给出了一种基于贪心策略的匹配算法。Duchenne 等人<sup>[12]</sup>对 Leordeanu 和 Hebert 的方法进行了推广，将成对约束泛化至张量表示的高阶约束。

考虑到贪心类算法<sup>[7,8,11]</sup>对初始解比较敏感的缺点，本文仍然将匹配关系的求解表示为一对一约束下的优化问题，其中初始的匹配关系由图像局部描述子估计获得，最终获得的匹配结果不仅满足匹配目标函数的最大化，而且符合一对一匹配的要求。但是，本文的关键创新之处是给出了一种新颖的几何相容性表示方法——近似距离序，而且，在不同类型图像上的比对实验也说明了该方法的有效性。

## 2 近似距离序

实际上，几何相容性表示的是匹配对之间的几何关系不变量。考虑这样一个简单的事实：在特征点集发生旋转、缩放或者平移的情况下，点集内某一点相对参考点的距离在所有相对于该参考点的距离中的序位关系是不变的。显然，这种序位关系在有噪声、形变或者出格点(outliers)的情况下并不可靠，为了克服这个缺点，本文给出距离序的另一种定义方式——近似距离序，用以表征几何相容性。设待匹配特征点集为  $\mathbf{X} = \{q_i \mid i = 1, 2, \dots, M\}$ ， $\mathbf{Y} = \{q_j \mid j = 1, 2, \dots, N\}$ 。以点集  $\mathbf{X}$  为例，令  $d_X$  为特征点集内部所有点对间最小距离的平均值，即  $d_X = \sum_{i=1}^M \min(\|q_i - q_{i'}\|) / M, i \neq i'$ ， $O(i, i')$  为点  $q_{i'}$  相对于点  $q_i$  的近似距离序，其定义如下：

$$O(q_i, q_{i'}) \equiv O(i, i') = \lfloor \|q_i - q_{i'}\| / d_X \rfloor \quad (1)$$

图 1 给出了近似距离序的示意图，图中数字为相应圆环区域内的特征点相对于参考点‘■’的近似距离序序号。在对‘R’施加相似变换，然后叠加一定的位置噪声，并随机添加若干出格点后，可以看出用近似距离序定义的序位关系仍基本保持不变。

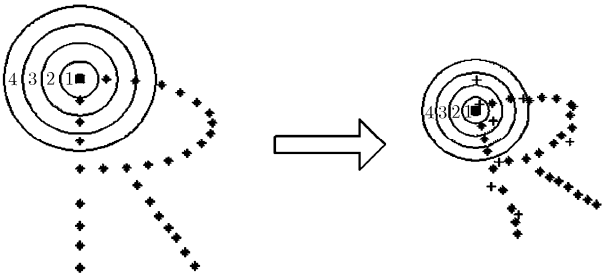


图 1 近似距离序示意图

## 3 基于近似距离序的匹配算法

令点集之间的匹配关系为  $f: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$ ，点集  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  间的匹配代价函数定义为

$$C(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) = C_I(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) + \alpha C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) \quad (2)$$

其中  $C_I(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  表示利用图像局部描述子获得的匹配代价， $C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  表示用几何相容性获得的匹配代价， $\alpha$  为权重系数，本文所有实验均取  $\alpha = 0.25$ 。

本文的重点并不在于讨论局部描述子的性能，而是几何相容性的应用，因此，我们选用了经典的 SURF(Speeded Up Robust Features)描述子<sup>[1]</sup>，实验中所有特征点均采用 SURF 特征检测获得。设  $\text{desc}(q)$  是特征点  $q$  的 SURF 描述向量，则  $q_i \in \mathbf{X}$  与  $q_j \in \mathbf{Y}$  的相似性可用 SURF 描述向量的欧式距离度量，即

$$w_{ij} \equiv w(q_i, q_j) = \exp(-\beta \|\text{desc}(q_i) - \text{desc}(q_j)\|^2) \quad (3)$$

那么， $C_I(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  可定义为

$$C_I(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) = \sum_{i=1}^M w_{i, f(i)} \quad (4)$$

对于  $C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$ ，首先考虑利用近似距离序定义的成对匹配误差  $e_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$ ：

$$e_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) = \sum_{i=1}^M \sum_{i'=1}^M \|O(i, i') - O(f(i), f(i'))\|^2 + \sum_{j=1}^N \sum_{j'=1}^N \|O(j, j') - O(f^{-1}(j), f^{-1}(j'))\|^2 \quad (5)$$

显然，最优匹配关系需满足  $e_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  最小化。令  $\theta(i, i', j, j')$  表示点对  $(q_i, q_{i'}) \in \mathbf{X}$  和  $(q_j, q_{j'}) \in \mathbf{Y}$  之间的近似距离序的序号差，出于计算效率上的考虑，给出如下定义：

$$\theta(i, i', j, j') = \begin{cases} \|O(i, i') - O(j, j')\|^2, & O(i, i') \leq T, O(j, j') \leq T \\ \infty, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

在本文所有实验中， $T$  的取值均在 5 到 7 之间。结合公式(6)，使用高斯函数将误差  $e_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  改写成最大化的匹配代价形式  $C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$ ，可以有

$$C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f) = \sum_{i=1}^M \sum_{O(i, i') \leq T} \sum_{O(f(i), f(i')) \leq T} \exp\left(\frac{-\theta(i, i', f(i), f(i'))}{2\sigma^2}\right) + \sum_{j=1}^N \sum_{O(j, j') \leq T} \sum_{O(f^{-1}(j), f^{-1}(j')) \leq T} \exp\left(\frac{-\theta(j, j', f^{-1}(j), f^{-1}(j'))}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

如果将  $f$  表示为多元函数的形式： $q_i \in \mathbf{X}$  与  $q_j \in \mathbf{Y}$

匹配, 则  $p_{ij} = 1$ , 否则  $p_{ij} = 0$ 。那么, 可以将  $p_{ij}$  排列成大小为  $(M+1) \times (N+1)$  的匹配矩阵  $\mathbf{P}$ , 其中  $M \times N$  的部分表示点集  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{Y}$  之间的匹配关系, 最后一列(行)表示不存在匹配点的情况:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1N} & p_{1,nil} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_{M1} & \cdots & p_{MN} & p_{M,nil} \\ p_{nil,1} & \cdots & p_{nil,N} & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

为了满足点集  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{Y}$  之间一对一的匹配关系, 可以施加如下约束:

$$\left. \begin{aligned} \sum_{j=1}^{N+1} p_{ij} &= 1, \quad i = 1, 2, \dots, M \\ \sum_{i=1}^{M+1} p_{ij} &= 1, \quad j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

利用矩阵  $\mathbf{P}$ , 式(2)的目标函数可改写为如下形式:

$$\begin{aligned} & C(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{P}) \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{ij} p_{ij} \\ &+ 2\alpha \sum_{i=1}^M \sum_{o(i,i') \leq T} \sum_{j=1}^N \sum_{o(j,j') \leq T} p_{ij} p_{i'j'} \exp\left(\frac{-\theta(i, i', j, j')}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (10)$$

由于  $p_{ij} \in \{0, 1\}$ , 所以最大化目标函数  $C(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{P})$  实际上是一个 NP 完全的二次整数规划问题。但是, 如果将  $p_{ij}$  松弛至  $p_{ij} \in [0, 1]$ , 使用概率松弛法迭代地求解一个局部最优解并不困难, 而且很多实践也表明, 局部最优解也能获得满意的匹配结果<sup>[9,10]</sup>。对于式(10)中的目标函数, 可求得梯度  $g_{ij}$  为

$$g_{ij} = w_{ij} + 4\alpha \sum_{o(i,i') \leq T} \sum_{o(j,j') \leq T} p_{i'j'} \exp\left(\frac{-\theta(i, i', j, j')}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

依据概率松弛法, 匹配概率  $p_{ij}$  可按式(12)进行更新:

$$p_{ij} := \frac{p_{ij} g_{ij}}{\sum_{j=1}^N p_{ij} g_{ij}} \quad (12)$$

上述更新准则只针对矩阵  $\mathbf{P}$  在行方向进行了归一化, 为了满足约束条件式(9), 在每次迭代结束后, 通过行列交替归一化的方式将  $\mathbf{P}$  转化为双随机矩阵<sup>[9,13]</sup>(doubly stochastic matrix, 即每行、每列之和都为 1 的矩阵)。对于初始匹配概率, 本文采用图像局部描述子进行估计, 按式(3)计算特征点对之间的相似性后, 也将其转化为双随机矩阵以满足式(9)的约束。实验中设置不存在匹配点情况下的概率  $p_{i,nil}$  和  $p_{nil,j}$  为 0.2。迭代的最大次数  $R_{\max}$  经大量实验验证取 200 已足够。在迭代结束之后, 为获得更多的匹配对, 当  $p_{ij} \geq 0.6$  时, 就认为  $q_i \in \mathbf{X}$  与  $q_j \in \mathbf{Y}$  存在对应关系。

## 4 实验及分析

实验中所选用的对比算法如下:

(1) SURF<sup>[1]</sup>方法: 为了验证加入几何相容性约束的作用, 与直接采用 SURF 描述子进行匹配的方法进行比较, 匹配策略使用经典的最小距离比(NNDR);

(2) 文献[9]方法: 注意, 当  $T = 1$  时, 近似距离序可大致认为与文献[9]中的邻接关系约束是等价的。为了验证近似距离序的改进效果, 为公平起见, 对比实验时将  $C_G(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, f)$  用文献[9]的邻接约束进行表示, 其余算法步骤和参数不变;

(3) 文献[12]方法: 比较的目的是验证文献[12]所给出的高阶约束在重复模式图像上的有效性, 实验中采用了作者开放的 Matlab 源码。

图 2 和图 3 的匹配结果示意中以黑色连线表示错误匹配, 白色连线表示正确匹配。评价匹配结果的优劣应包含两方面内容: 匹配对的数量及正确率。为了综合反应这两个指标, 我们不仅在表 1 和表 2 中给出详细的匹配数据, 还将上述方法获得的匹配结果由“好”到“坏”进行排序, 给出匹配正确率随匹配对数量变化的曲线图(图 4)。其中, 本文方法和文献[9]方法将匹配概率与支持度的乘积( $p_{ij} \times g_{ij}$ )作为置信度, 按其值递减排序; 文献[12]方法根据点对间的匹配概率值递减排序; SURF<sup>[1]</sup>则根据 NNDR 值递增排序。

### 4.1 平面物体图像实验结果

本节选取 3 组包含重复模式的平面物体图像对进行比较实验。图 2, 图 4(a)-图 4(c)和表 1 为该组实验的结果及数据。对于平面物体, 本文采用了单应<sup>[14]</sup>(homography)约束判断匹配的正确性。我们预先在图像上选取对应特征点标定图像对之间的单应, 考虑到噪声等因素的影响, 如果特征点经单应映射后与其计算得到的匹配点之间的距离小于 3 个像素, 认为匹配关系是正确的, 否则判定为误配。

从总体上看, 在这组实验中本文算法给出了最佳的结果, 文献[12]方法次之, 文献[9]方法与 SURF<sup>[1]</sup>

表 1 各方法在平面物体图像对上的实验数据

图像对	A	B	C	
特征点数	89-82	45-46	191-162	
内点对应数(inliers)	71	38	160	
	本文方法	70/81	35/41	158/160
正确匹配数	文献[12]方法	67/81	31/34	77/83
/总匹配数	文献[9]方法	40/81	25/45	14/48
	SURF <sup>[1]</sup> 方法	11/15	2/9	0/13

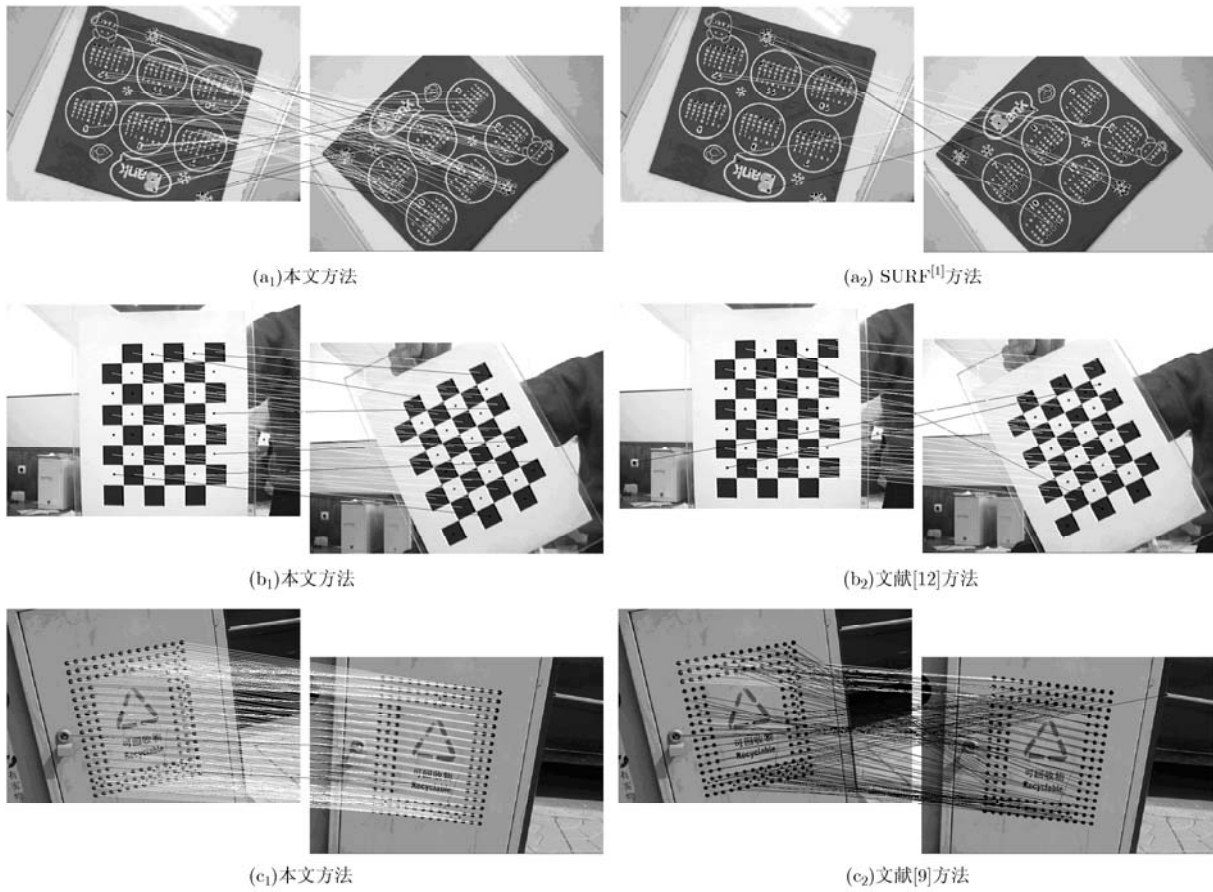


图 2 各方法在平面物体图像对上的匹配图

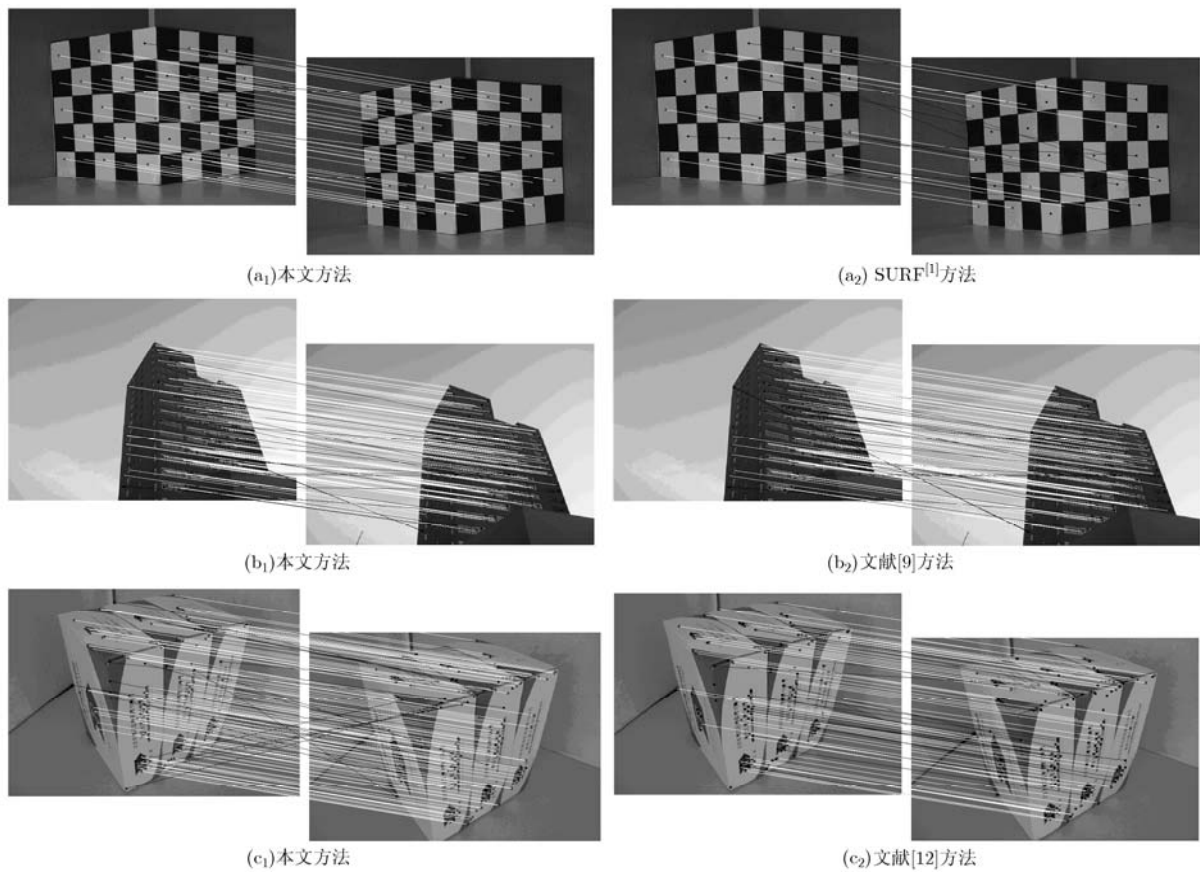


图 3 各方法在 3 维物体图像对上的匹配图

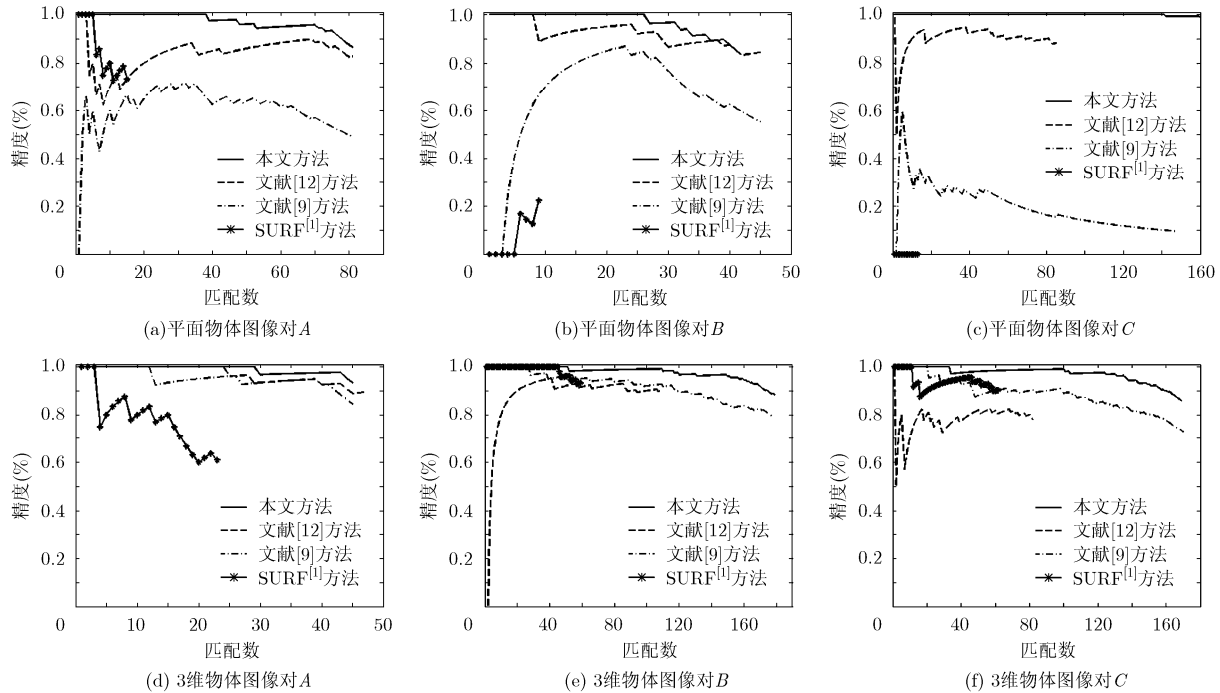


图4 各方法在实验图像上的匹配结果

方法效果均不理想。对于含有重复模式的图像，SURF基本上不能够得到可行的匹配结果。文献[9]方法和本文方法得到的结果差距较大的原因有两方面：第一，当特征点集中有较多的出格点时，文献[9]方法中的邻接关系约束并不可靠；第二，当特征点集呈现均匀分布而且描述子基本不具有判别性时(如图2(c)，SURF方法得不到正确的结果，文献[9]方法也可视为失败)，二值化的邻域关系表示(邻接或者非邻接)是不具有区分度的。从图4(a)-图4(c)可以看出，在我们的方法中，用概率值和支持度表示的置信度值较大的匹配对具有很高的正确率，说明近似距离序不仅具有良好的判别能力，而且也能在很大程度上抑制出格点的影响。文献[12]方法在图像对C上的急下降，主要原因是由于特征点集基本呈均匀分布以及出格点数量较多，使得三角形表示的高阶约束表示具有歧义性。

#### 4.2.3 三维物体图像实验结果

进一步，我们在3组含重复模式的3维物体图像上进行比较实验，图3，图4(d)-图4(f)和表2为该组实验的结果及数据。对于3维物体图像，采用了与文献[10,11]类似方案，使用对极几何检验匹配的正确性。我们预先在图像对上选取对应点，然后使用八点算法标定了基本矩阵<sup>[14]</sup>。对于正确的特征点匹配对，都应位于对应的极线上。考虑噪声等因素的影响，将约束放宽至特征点到对应极线的距离小于3个像素。虽然这只是必要而非充分条件，可

表2 各方法在3组3维物体图像上的实验数据

图像对	A	B	C	
特征点数	49-47	190-198	178-198	
内点对应数(inliers)	41	161	150	
正确匹配数/ 总匹配数	本文方法	41/45	158/179	145/169
	文献[12]方法	41/47	97/109	64/82
	文献[9]方法	38/46	141/177	124/170
	SURF <sup>[1]</sup> 方法	14/23	55/59	56/62

能会漏判一些错误匹配，但如果对于所有算法都采用相同的判断方法，该准则依然是公平的。

在这组实验中，本文算法依然获得了最好的匹配结果，但文献[9]算法效果好于文献[12]算法，SURF<sup>[1]</sup>方法效果最差。实验再次表明对于含重复模式的图像仅采用局部描述子很难取得理想的效果。文献[9]算法的效果好于文献[12]算法的原因是由于文献[9]算法中采用了局部描述子作为初始解，而这组实验中的局部描述子得到的结果要明显好于上一组。由于3维物体图像对A中的出格点数量相对较少，文献[12]算法在其上的结果显著优于另两组，说明文献[12]算法对于出格点数量比较敏感(上一组实验也存在同样的现象)。此外，从图4(d)-图4(f)依然可以得出近似距离序具有良好判别性的结论，这与图4(a)-图4(c)是一致的。

图5给出了对平面物体图像对B进行匹配时矩阵 $P$ (不含最后一列和一行)在迭代前后值分布的灰

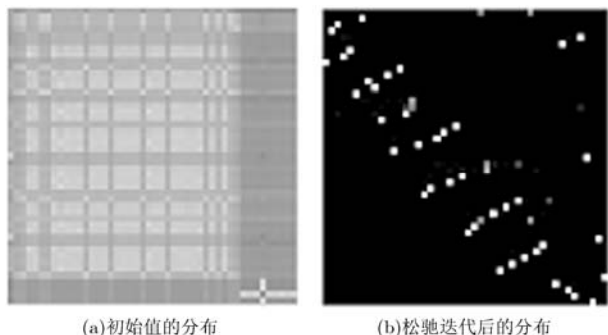


图 5 矩阵  $P$  在迭代前后的值分布图

度图表示，可以看出在迭代结束后矩阵  $P$  的大部分元素值都为 0 或 1，说明本文算法是收敛的。对于未收敛的元素值，根据双随机矩阵的特性和前述的匹配判据 ( $p_{ij} \geq 0.6$ )，依然能保证在  $X$  与  $Y$  之间获得一一对应的匹配关系。

## 5 结束语

重复模式图像的匹配是一个公认的难题，其困难之处是由于图像局部信息的歧义性使得局部描述子不能成为可靠的判据。为了解决这个问题，本文从与几何相容性结合的角度出发，定义了一种新颖的几何相容性表示方法——近似距离序，将特征点匹配关系的求解转化为一对一约束下的优化问题，并给出了松弛迭代的求解算法。在不同类型图像上的比较实验说明了本文方法能很好地解决重复模式图像的匹配问题，为该类问题的求解提供了新的思路。

## 参 考 文 献

- [1] Bay H, Tuytelaars T, and Van G L. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346–359.
- [2] Yu Y, Huang K, and Chen W. A novel algorithm for view and illumination invariant image matching[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(1): 229–240.
- [3] Tola E, Lepetit V, and Fua P. DAISY: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(5): 815–830.
- [4] Wang Z, Fan B, and Wu F C. Local intensity order pattern for feature description[C]. *IEEE Conference on Computer*

- Vision*, Barcelona, 2011: 603–610.
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110.
- [6] Berg A C, Berg T L, and Malik J. Shape matching and object recognition using low distortion correspondences[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, 2005, 1: 26–33.
- [7] Leordeanu M and Hebert M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints[C]. *IEEE Conference on Computer Vision*, Beijing, 2005, 2: 1482–1489.
- [8] Yuan Y, Pang Y W, Wang K Q, et al. Efficient image matching using weighted voting[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(4): 471–475.
- [9] Zheng Y and Doermann D. Robust point matching for nonrigid shapes by preserving local neighborhood structures [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 643–649.
- [10] Choi O and Kweon I S. Robust feature point matching by preserving local geometric consistency[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(6): 726–742.
- [11] Fan B, Wu F C, and Hu Z Y. Towards reliable matching of images containing repetitive patterns[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(14): 1851–1859.
- [12] Duchenne O, Bach F, Kweon I S, et al. A tensor-based algorithm for high-order graph matching[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2383–2395.
- [13] Sinkhorn R. A relationship between arbitrary positive matrices and doubly stochastic matrices[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1964, 35(2): 876–879.
- [14] Hartley R and Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003: 123–125.

唐 俊：男，1977 年生，副教授，博士，主要从事模式识别与计算机视觉等方面的研究。

周洪伟：男，1987 年生，硕士生，研究方向为计算机视觉。

梁 栋：男，1963 年生，教授，博士，主要从事模式识别与信号处理等方面的研究。

王 年：男，1966 年生，教授，博士，主要从事模式识别与图像处理等方面的研究。