

文章编号:1004-4213(2010)07-1284-5

基于 LTS-HD 的像素跳跃式快速景象匹配算法*

符艳军¹,程咏梅¹,潘泉¹,孙开锋²

(1 西北工业大学 自动化学院,西安 710072)

(2 西安精密机械研究所,西安 710075)

摘要:在分析 Hausdorff 距离特性的基础上,提出了一种两级实时景象匹配算法.与传统各种利用图像多尺度特征的多级匹配方法不同,该算法利用 Hausdorff 距离特性直接在原分辨率图像上进行匹配,通过“减少匹配位置”以及“减少匹配位置相似性测度计算量”两种途径缩短匹配时间.跳跃式搜索极大地减少了参与匹配的位置数;而在每个匹配位置,只计算由特征点组成的两个点集间的 LTS-HD 相似性测度,非特征点不参与计算,从而大大减少了该匹配位置的相似性测度计算量.为了保证匹配准确度,采用由粗到精的两级匹配策略,第一级采用像素跳跃式全局搜索获得粗匹配点,第二级以第一级匹配为基础,在以粗匹配点为中心的 δ 邻域内局部遍历搜索获得精匹配点.仿真分析表明,提出的算法相比传统的遍历搜索及遗传算法耗时短且定位准确,在实时图存在严重遮挡的情况下仍能正确匹配.

关键词: Hausdorff 距离;多级匹配;遗传算法;逐点匹配

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20103907.1284

0 引言

景象匹配辅助导航系统是一种利用实时获取的地面景物图像(实测图)与机载计算机中预先存储的二维景象数字地图(基准图)相比较,用于确定出飞行器位置的计算机导航系统,该系统对景象匹配算法的实时性要求很高.通常,实测图和基准图之间有不同程度的遮挡,且可能存在旋转和尺度变化.基于 Hausdorff 距离(Hausdorff Distance, HD)^[1-3]的图像匹配方法以其对图像灰度、出格点、遮挡及几何变换的不敏感而成为研究的热点.但 HD 特别是改进后的 HD^[2-3]计算复杂,难以满足这些应用对实时性的要求,因此,提高 HD 匹配算法的快速性是这些应用的关键.匹配算法的计算量主要取决于参与匹配的位置数及每个位置的相似性测度计算量.而相似性测度 HD 的计算复杂度完全依赖于参与计算的两个点集中点的个数.依据这种思路,目前已经出现了很多以 HD 为相似性测度的快速匹配算法. Huttenlocher^[1]等提出了扫描终止法和前向跳跃法缩短匹配时间,通过阈值设定,提前结束在非匹配点的 HD 计算;文献[4-5]通过提取少量特征点降低

HD 相似性测度的计算复杂度.但上述快速算法在特征空间采用遍历式搜索,搜索效率不高;为此,文献[6-9]利用小波分解提取多尺度图像特征,采用由粗到精多级匹配,有效地缩小了搜索范围,减少了匹配位置数,但这种多分辨率分层匹配算法要求图像中包含足够丰富的低频信息,而且这种方法对基准图和实测图都比较小的情况不太理想.另一类提高搜索效率的方法是采用各种优化算法,文献[10]利用遗传算法的非遍历性加快搜索速度,但遗传算法自身存在的“早熟”现象(即 GA 难问题),常会使算法收敛到局部最优解而非全局最优解,导致匹配准确度不高甚至误匹配.虽然基于 HD 的加速匹配技术有了一定的发展,但对于辅助导航等一些特殊应用场合,进一步提高算法的实时性仍是急需解决的问题.

本文以文献[3]提出的 LTS-HD (Least Trimmed Square Hausdorff Distance)为相似性测度,采用两级匹配策略直接在原分辨率图像上进行匹配获得精匹配点.将该算法与传统遍历搜索及遗传算法的仿真结果进行比较,验证了本文算法的有效性.

1 LTS-HD 与图像匹配

1.1 LTS-HD 距离

Hausdorff 距离是一种定义于两个点集上的最大最小(max-min)距离^[2].若给定有限的两个点集

*国家自然科学基金(60634030)、高等学校博士学科点专项科研基金(20060699032)和航空科学基金(2007ZC53037)资助

Tel:029-88431368

Email:yanjun-fu@163.com

收稿日期:2009-07-06

修回日期:2009-09-10

$A = \{a_1, a_2, \dots, a_{N_A}\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_{N_B}\}$, 则 A 和 B 的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (1)$$

式中, $h(A, B)$ 和 $h(B, A)$ 表示点集 A 和 B 的有向 HD.

由定义可知, Hausdorff 距离是度量两个点集之间最不匹配点的距离, 对于远离中心的噪音点和出格点非常敏感, 当图像中存在噪音或目标被部分遮挡时常出现误匹配. 为了解决这个问题, 文献[4]基于 LTS(Least Trimmed Square)提出了一种鲁棒的部分 HD 测度(LTS-HD), 该距离测度综合了部分 HD 与距离均值两者的优点, 对噪音、出格点及遮挡都比较鲁棒.

点集 A 和 B 的部分 Hausdorff 距离定义为

$$H_{K,L}(A, B) = \max(h_K(A, B), h_L(B, A)) \quad (2)$$

式中, $h_K(A, B) = K_{a \in A}^{\#} d_B(a)$ 表示 A 到 B 的有向部分 HD. $d_B(a)$ 表示点 a 到集合 B 的最小距离, $K_{a \in A}^{\#}$ 表示 $d_B(a)$ 中排序为 K 的值.

部分 HD 量测通过参量 $f_1 = K/N_A$ 及 $f_2 = L/N_B$ 调整 K 及 L 的值, 其取值范围为 $0.01 \sim 1.0$. 参量 f 的取值决定了 HD 的性能, 实验表明, 当 $f = 0.6$ 左右时可以取得比较好的匹配结果.

改进后的 LTS-HD 距离测度可表示为

$$H_{LTS}(A, B) = \max(h_{LTS}(A, B), h_{LTS}(B, A)) \quad (3)$$

式中, $h_{LTS}(A, B) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K d_B(a)_{(i)}$ 表示 A 到 B 的有向部分 HD, $K = f_1 \times N_A$, $d_B(a)_{(i)}$ 表示序列 $d_B(x)_{(1)} \leq d_B(x)_{(2)} \dots \leq d_B(x)_{(N_A)}$ 中的第 i 个值.

量测 $h_{LTS}(A, B)$ 是在去除了那些较大 HD 值后的平均值, 因此在目标部分遮挡及存在噪音污染的情况下都能取得较好的匹配结果.

1.2 图像匹配中 LTS-HD 的快速算法

由 LTS-HD 的定义可以看出, 其计算复杂度与两点集中点的个数成正比, 在图像匹配中, 如果不提取图像特征而直接计算其相似度将非常耗时. 为此, 本文采用基于特征点的 LTS-HD, 每一个匹配点对应的两图像的点集合只包括图像中像素值为 1 的点, 大大缩减了点集合的大小, 通过 3-4DT 变换, 进一步简化了 LTS-HD 的计算.

设基准图为 B , 其边缘图为 EB , 距离图为 DT_B ; 实测图为 R , 其边缘图及距离图像分别为 ER 和 DT_R , 在匹配前, 先找出实测图边缘图像 ER 中像素值为 1 的点的位置 ind_ER 并保存. 则每个匹配点处相似性测度 HD_{LTS} 的计算方法为:

1) 以该匹配点为参考子图的左上角, 在边缘基准图 EB 中截取与实测图大小相同的子图 s_EB , 找

出其像素值为 1 的位置 ind_EB ; 2) 在基准图的距离图像 DT_B 中截取和实测图大小相同的子图 s_DT ; 3) 对矩阵 $s_EB(ind_EB)$ 与矩阵 $DT_R(ind_ER)$ 做点积并对点积结果升序排序, 按照给定的部分 HD 参量 f_1 选取前 K 个值并求其均值 $h_{LTS}(s_EB, DT_R)$; 4) 对矩阵 $ER(ind_ER)$ 与矩阵 $s_DT(ind_ER)$ 做点积并对点积结果升序排序, 按照给定的部分 HD 参量 f_2 选取前 L 个值并求其均值 $h_{LTS}(ER, s_DT)$; 5) 找出 $h_{LTS}(s_EB, DT_R)$ 和 $h_{LTS}(ER, s_DT)$ 的较大值作为该位置的 HD_{LTS} 距离.

2 像素跳跃式搜索策略

Hausdorff 距离不是实测图与参考子图对应像素的距离, 而是两个点集中所有点之间最近距离的最大值, 在计算时无需考虑两个点集中点与点之间的对应关系. 基于 HD 距离的这一特性, 本文提出了一种像素跳跃式的搜索策略. 通过在基准图上进行跳跃式全局搜索, 找出使 LTS-HD 最小的位置即为粗匹配点, 依据 HD 距离定义, 该匹配点所对应的参考子图应是在所有搜索位置中与实时图最相近的子图, 也即该匹配点距离正确匹配点最近. 因此, 从理论上讲, 只要粗匹配阶段的跳跃像素数 H 选择适当, 即使因为跳跃搜索错过了精确匹配点, 只要精匹配阶段的遍历搜索范围足够大, 就总能找到正确的匹配位置. 特别地, 当跳跃像素数 H 为 1 时, 本文算法就相当于遍历全局搜索.

为了说明像素跳跃式搜索策略对提升匹配速度的突出贡献, 假定传统的全局遍历搜索算法和本文算法采用相同的 LTS-HD 相似性测度, 现只需比较两种算法中参与匹配的点的总数, 总数越大, 所需的匹配时间越长. 设前者的总匹配点数为 U , 本文算法的总匹配点数为 V , 跳跃像素数为 H , 精匹配阶段的邻域值为 δ , 基准图大小为 $M \times N$, 实测图大小为 $m \times n$, 则有

$$U = (M - m) \times (N - n) \quad (4)$$

$$V = \frac{(M - m) \times (N - n)}{H^2} + 4\delta^2 = \frac{U}{H^2} + 4\delta^2 \quad (5)$$

由式(4)、(5)可以看出, 在基准图和实时图大小一定的情况下, 本文算法的总匹配点数 V 的大小取决于 H 和 δ 值. H 值越大, δ 值越小, 则 V 越小. 例如: 当 $M = N = 512$, $m = n = 165$, $H = 20$, $\delta = 10$ 时, 遍历搜索总的匹配点数 U 约是本文算法总匹配点数 V 的 172 倍.

3 实时景象匹配算法总流程

针对辅助导航等应用对景象匹配实时性及精确

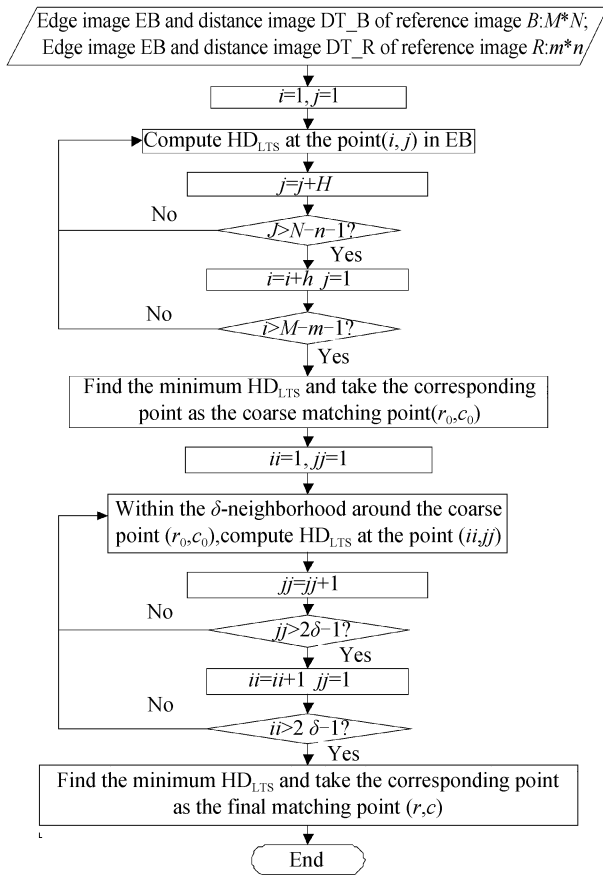


图1 两级匹配算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the two-level matching algorithm

表1 无遮挡情况下不同匹配算法比较

Table 1 Comparison of different matching algorithms without occlusion

| Simulation type | Reference image size | Actual image size | Actual match point | Proposed algorithm | | Point-by-point searching | | Genetic algorithm | |
|-----------------|----------------------|-------------------|--------------------|-----------------------|----------------|--------------------------|----------------|-----------------------|----------------|
| | | | | Simulated match point | Consuming time | Simulated match point | Consuming time | Simulated match point | Consuming time |
| SAR | 160×220 | 60×70 | 30,50 | 30,50 | 0.45419 | 50,50 | 19.59287 | 30,50 | 7.94776 |
| | 160×220 | 60×70 | 90,81 | 90,81 | 0.33541 | 90,81 | 14.74832 | 90,80 | 10.34665 |
| IKONOS | 460×400 | 60×70 | 90,80 | 90,80 | 1.69390 | 90,80 | 134.21631 | 286,97 | 7.99411 |
| | 460×400 | 88×110 | 152,181 | 152,181 | 3.10406 | 152,181 | 277.97969 | 152,181 | 16.68741 |
| | 460×400 | 91×110 | 260,261 | 260,261 | 2.98596 | 260 * 261 | 273.37817 | 262,260 | 17.46589 |

第二组实验主要是验证本文算法对遮挡的鲁棒性。因为两幅图像间的旋转及尺度变化主要是由相机的状态决定,可以人为进行调整和修正,而遮挡则很难被消除。和第一组实验相比,只是对相应的实测

表2 实测图存在遮挡情况下不同匹配算法比较

Table 2 Comparison of different matching algorithms with occluded actual image

| Simulation type | Reference image size | Actual image size | Actual match point | Proposed algorithm | | Point-by-point searching | | Genetic algorithm | |
|-----------------|----------------------|-------------------|--------------------|-----------------------|----------------|--------------------------|----------------|-----------------------|----------------|
| | | | | Simulated match point | Consuming time | Simulated match point | Consuming time | Simulated match point | Consuming time |
| SAR | 160×220 | 60×70 | 30,50 | 30,49 | 0.328 97 | 30,50 | 18.709 62 | 34,67 | 9.397 33 |
| | 160×220 | 60×70 | 90,81 | 90,81 | 0.354 39 | 90,81 | 16.846 51 | 85,75 | 7.655 44 |
| IKONOS | 460×400 | 60×70 | 90,80 | 90,80 | 1.662 14 | 90,80 | 157.242 5 | 22,56 | 5.778 50 |
| | 460×400 | 88×110 | 152,181 | 151,181 | 3.101 04 | 152,181 | 283.929 82 | 210,82 | 16.146 55 |
| | 460×400 | 91×110 | 260,261 | 260,261 | 3.212 30 | 260 * 260 | 282.176 64 | 253,52 | 15.920 68 |

性的要求,基于 LTS-HD 距离,提出了一种两级匹配方法,具体流程如图 1。其中,粗精两级匹配中每个匹配点处 LTS-HD 的计算采用 1.2 节中的快速算法。

4 仿真结果和讨论

为了验证提出的跳跃式两级景象匹配算法的有效性,利用光学卫星 IKONOS 图像和合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像分别进行了三组仿真实验。仿真的所有算法(包括传统遍历搜索、遗传算法搜索及本文方法)都采用 LTS-HD 作为相似性测度,其中基准图的部分 Hausdorff 系数 f 设为 0.80,实测图的 f 设为 0.75;所有算法采用 MATLAB 7.5 编程,在主频为 Pentium2.60 GHz,内存为 768 M 的 PC 机上运行。

第一组实验主要是验证所提出算法的快速性和准确性,突出跳跃式搜索策略对实时性的影响。各种算法的具体参量设置如下:

本文算法:跳跃像素数 $H \approx 1/7 \times \min(m, n)$, $\delta = 0.5 \times H$,其中实测图尺寸为 $m \times n$, δ 为邻域值;

简单遗传算法:种群大小取为 100,交叉概率取为 0.8,变异概率取为 0.05。

第一组实验的仿真结果如表 1。

图进行了遮挡处理,各种算法的具体参量设置仍与第一组实验相同。第二组实验的仿真结果见表 2,图 2 和图 3 为本文算法第二组实验的匹配结果。

第三组实验是为了分析参量 H 及 δ 对本文算法性能的影响,分别给 H 及 δ 分配不同的值进行仿真,结果如表 3.

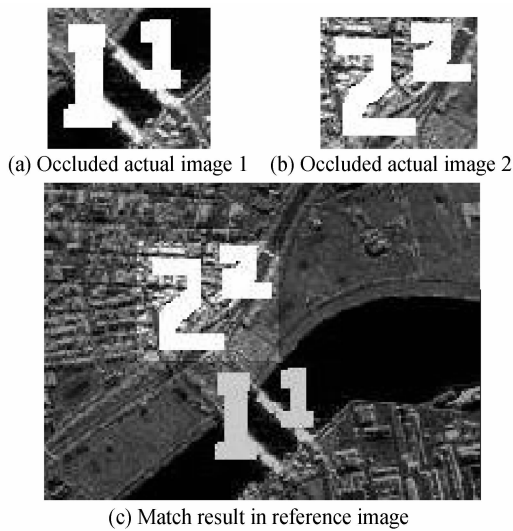


图 2 实测图存在遮挡的 SAR 图像仿真结果
Fig. 2 Simulation result of SAR with actual images occluded

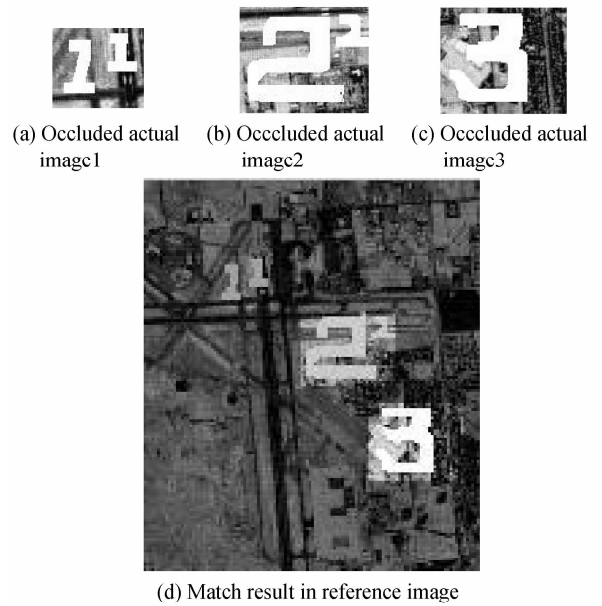


图 3 实测图存在遮挡的 IKONOS 图像仿真结果
Fig. 3 Simulation result of IKONOS with actual images occluded

表 3 不同 H 及 λ 值的仿真结果比较

Table 3 Comparison of simulation results with different H and λ

| Simulation type | Reference image size | Actual image size | Actual match point | Proposed algorithm | | | | |
|-----------------|----------------------|-------------------|--------------------|--------------------|-----------|--------------------|------------------|----------------|
| | | | | H | λ | Coarse match point | Fine match point | Consuming time |
| SAR | 160×220 | 60×70 | 50,50 | 20 | 0.5 | 1,1 | 1,1 | 0.17552 |
| | | 60×70 | 50,50 | 18 | 1.0 | 55,55 | 50,50 | 0.35892 |
| | | 60×70 | 50,50 | 10 | 0.5 | 51,51 | 50,50 | 0.59067 |
| | | 60×70 | 40,150 | 16 | 0.5 | 49,129 | 49,139 | 0.34161 |
| | | 60×70 | 40,150 | 10 | 0.5 | 41,141 | 40,147 | 0.18385 |
| | | 60×70 | 40,150 | 6 | 1.7 | 43,139 | 40,150 | 0.70925 |
| IKONOS | 460×400 | 90×110 | 150,180 | 20 | 0.5 | 141,181 | 150,180 | 1.84439 |
| | | 90×110 | 150,180 | 10 | 0.5 | 151,181 | 150,180 | 3.00104 |
| | | 60×70 | 90,80 | 20 | 0.5 | 101,81 | 91,80 | 0.86468 |
| | | 60×70 | 90,80 | 20 | 0.7 | 101,81 | 90,80 | 1.17718 |
| | | 60×70 | 90,80 | 10 | 0.5 | 91,81 | 90,80 | 1.66214 |

表 1 和表 2 分别给出了两种类型 (SAR 和 IKONOS) 图像不存在遮挡和存在遮挡情况下的仿真结果,从中可以看出,本文算法的匹配准确度与传统遍历式搜索的准确度相当,对图像遮挡不太敏感;而简单遗传算法的准确度较差且对图像遮挡比较敏感.所有三种方法中,遍历搜索耗时最多,而本文算法相对于遍历搜索和遗传算法耗时要少得多,并且实测图和基准图越大,耗时差异越大.因此,相比于其他两种算法,本文算法更能满足实际应用对匹配准确度和实时性的要求.

图 2 和图 3 是表 2 中本文算法的匹配结果,其中图 2 为 SAR 图像实测图存在遮挡时的匹配情况,图 3 为 IKONOS 图像实测图存在遮挡时的匹配情况,从图 2 和图 3 的匹配结果可以看出,对于不同传

感器图像 (SAR、IKONOS),当实测图存在部分遮挡甚至遮挡比较严重时,本文算法仍能取得较好的匹配结果.表 3 中 λ 表示 δ 与 H 的比值,即 $\lambda = \delta/H$.由表 3 可以看出,当跳跃像素数 $H \approx (1/7 \sim 1/10) \times \min(m, n)$,邻域值 $\delta = \lambda \times H = (0.5 \sim 1.0) \times H$ 时,都能获得精确的匹配结果.一般情况下, δ 应随 H 的增大而增大,如果实测图的特征在基准图中很明显,则可以给 H 分配更大的值而给 δ 分配更小的值,使匹配速度进一步提升.但另一方面,如果实测图的特征不明显,或者与基准图中多个区域相似,则过大的 H 值会导致误匹配.

5 结论

传统的基于 Hausdorff 距离的遍历搜索匹配方

法非常耗时,遗传算法易于收敛到局部最优而导致误匹配或匹配准确度不高。本文提出的算法克服了前面两种算法的缺陷,第一级的全局搜索使所得的粗匹配点不可能是局部最优,第二级的局部遍历搜索保证了匹配准确度,而像素跳跃式搜索策略大大缩短了匹配时间。仿真结果表明,本文算法在满足匹配准确度的同时具有很好的实时性。

参考文献

- [1] HUTTENLOCHER D P, K LANDERMAN G, RUCKLIDGE W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(9):850-863.
- [2] DUBUISSON M P, JAIN A K. A modified Hausdorff distance for object matching [C]// Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, Israel 1994: 566-568.
- [3] SIM D G, KWON O K, PARK R H. Object matching algorithm using robust Hausdorff distance measures [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(3):425-429.
- [4] YOU J, PISSALOUX E, HELLEC J L, et al. A guided image matching approach using Hausdorff distance with interesting points detection[C]// IEEE Conference on Image Processing, Austin, Texas, USA. 1994, 968-972.
- [5] LENG Xue-fei, LIU Jian-ye, XIONG Zhi. A real-time image matching algorithm for navigation system based on bifurcation extraction[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(7):678-681.

- 冷雪飞,刘建业,熊智,等.基于分支特征点的导航用实时图像匹配算法[J]. *自动化学报*, 2007, **33**(7):678-681.
- [6] JANE You. A wavelet-based coarse-to-fine image matching scheme in a parallel virtual machine environment [J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2000, **9**(9):1547-1559.
- [7] BORGEFORS G. Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm [J]. *IEEE Transactions: Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, **10**(6):849 - 865.
- [8] FAN Li-jie, GAO Xin, WANG Yan-fei, et al. A high time-efficiency multi-modal images matching scheme for navigation [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, **30**(12):2876-2880
- 范俐捷,高鑫,王岩飞,等.一种快速多模态图像匹配导航方案. *电子与信息学报*[J], 2008, **30**(12):2876-2880.
- [9] WANG Jing, ZHU Meng-yu, ZHAO Bao-jun, et al. A remote sensing image registration method based on wavelet decomposition and the improved Hausdorff distance[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2006, **34**(12):2167-2169.
- 王靖,朱梦宇,赵保军,等.基于小波和改进型 Hausdorff 距离的遥感图像配准方法. *电子学报*[J], 2006, **34**(12):2167-2169.
- [10] YU Qiu-ze, CHENG Hui, LIU Jian, et al. Matching SAR image to optical image using modified Hausdorff distance and genetic algorithms[J]. *Journal of Astronautics*, 2006, **27**(1): 130-134.
- 于秋则,程辉,柳健,等.基于改进 Hausdorff 测度和遗传算法的 SAR 图像与光学图像匹配[J]. *宇航学报*, 2006, **27**(1): 130-134.

Pixel-jump Fast Image Matching Algorithm Based on LTS-HD

FU Yan-jun¹, CHENG Yong-mei¹, PAN Quan¹, SUN Kai-feng²

(1 Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2 Xi'an Precision Machinery Research Institute, Xi'an 710075, China)

Abstract: By analyzing the characteristics of the HD measure, a real-time two-level scene matching algorithm is proposed. Compared with traditional image multi-scale feature decomposition matching methods, the proposed method is performed directly on the original resolution image and shortens the matching time by reducing both the number of match points and the computation complexity of similarity measure. The pixel-jump method decreases the participated match points greatly, and the computation of LTS-HD at each point is performed between sets consisted of only feature points, which efficiently simplify the computation of similarity measure. To ensure the match precision, a coarse-to-fine two-level matching strategy is adopted. In the first level, a coarse match point is obtained using pixel-jump searching through the reference image. In the second level, a point-by-point local searching is performed to get the accurate match point within the δ -neighborhood around the coarse point. Simulation results show that the proposed matching method takes less time than both the point-by-point searching and the genetic algorithm, and that the match point is correct even though the actual image is occluded severely.

Key words: Hausdorff distance; Hierarchical matching; Genetic algorithm; Point-by-point matching



FU Yan-jun was born in 1972. She is a doctor student in control & information engineering at department of automatic control of Northwestern Polytechnical University. Her research interests focus on the field of image processing and pattern recognition.