

一种基于图像灰度的快速匹配算法^{*}

李 强^{1,2+}, 张 钹^{1,2}

¹(清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)

²(智能技术与系统国家重点实验室(清华大学), 北京 100084)

A Fast Matching Algorithm Based on Image Gray Value

LI Qiang^{1,2+}, ZHANG Bo^{1,2}

¹(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

²(State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems (Tsinghua University), Beijing 100084, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-62777702, E-mail: lq@s1000e.cs.tsinghua.edu.cn, http://www.csai.tsinghua.edu.cn/

Li Q, Zhang B. A fast matching algorithm based on image gray value. *Journal of Software*, 2006,17(2): 216–222. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/216.htm>

Abstract: Correlation algorithms based on pixel gray value are very popular and widely used in image template matching. However, these algorithms have high time complexity and are sensitive to the variation of image luminance and scale. To avoid that, a new algorithm based on coding image grey value is proposed. This algorithm divides the image into certain size blocks called *R*-block, sums the gray value of each *R*-block pixel, and codes the *R*-block according to the sorting result among the neighborhood of *R*-blocks. Image and template are matched by comparing their *R*-block coding. The *R*-block is very rapidly and easily coded and only equality comparison is needed. The new algorithm is robust to the linear transformation of pixel grey value and image noise. Its time complexity is reduced to $O(M^2 \log(N))$, or namely is improved two order of magnitude in contrast to the current correlation algorithms'.

Key words: image processing; template matching; image registration; invariance; time complexity

摘 要: 在图像模板匹配问题中,基于像素灰度值的相关算法尽管已经十分普遍,并得到广泛的应用,但目前此类算法都还存在有时间复杂度高、对图像亮度与尺寸变化敏感等缺点.为了克服这些缺点,提出一种新的基于图像灰度值的编码表示方法.这种方法将图像分割为一定大小的方块(称为 *R*-块),计算每个 *R*-块图像的总灰度值,并根据它与相邻 *R*-块灰度值的排序关系进行编码.然后通过各个 *R*-块编码值的比较,实现图像与模板的匹配.新算法中各个 *R*-块编码的计算十分简单;匹配过程只要对编码值进行相等比较,而且可以采用快速的比较算法.新算法对像素灰度的变化与噪声具有鲁棒性,其时间复杂度是 $O(M^2 \log(N))$.实验结果表明,新算法比现有的灰度相关算法的计算时间快了两个数量级.

关键词: 图像处理;模板匹配;图像配准;不变性;时间复杂度

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60135010, 60321002 (国家自然科学基金); the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2004CB318108 (国家重点基础研究发展规划(973))

Received 2004-10-10; Accepted 2005-06-02

图像匹配技术是数字图像处理领域的一项重要研究,并已在计算机视觉、虚拟现实场景生成、航空航天遥感测量、医学影像分析、光学和雷达跟踪、景物制导等领域得到了广泛的应用.根据已知模式(模板图),到另一幅图中搜索相匹配的子图的过程,称为模板匹配.一般地,图像的模板匹配技术可以分成直接基于灰度值的方法以及基于特征提取的方法两大类^[1].特征提取方法一般涉及大量的几何与图像形态学计算,计算量大,没有一般模型可遵循,需要针对不同应用场合选择各自适合的特征.但是,所提取出的图像特征包含更高层的语义信息,许多此类方法具有尺度不变性与仿射不变性,如兴趣点检测^[2]或在变换域上提取特征,特别是小波特征可实现图像的多尺度分解和由粗到精的匹配^[3].由于基于灰度值相关的方法简单易行,并且其数学统计模型以及收敛速度、定位精度、误差估计等均有定量的分析和研究结果^[4],因此,此类方法在图像匹配技术中仍占有重要地位.但是,此类方法普遍存在的缺陷是时间复杂度高、对图像尺寸敏感等.

不失一般性,本文中假设待搜索图像 S 的尺寸为 $M \times M$,模板 T 的尺寸为 $N \times N$, $M \gg N$,其中 M, N 代表图像像素.模板 T 在图像 S 上平移,搜索窗口所覆盖的子图记作 $S^{i,j}$, i, j 为子图的左上角顶点在图 S 中的坐标.最简单的基于灰度值的方法是利用灰度的绝对差值(absolute difference,简称 AD),即计算模板与搜索子图灰度值的 L_1 距离:

$$D(i, j) = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N |S^{i,j}(m, n) - T(m, n)|.$$

其中, S, T 分别代表图像各个像素的灰度值, m, n 代表各个像素的坐标.

显然,此种算法的时间复杂度是 $O(M^2 N^2)$,一旦搜索图的灰度发生变化,算法将可能会失效.

另一种方法是计算模板与搜索子图灰度值的 L_2 距离:

$$D(i, j) = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N [S^{i,j}(m, n) - T(m, n)]^2,$$

称差方和法(sum of squared differences,简称 SSD).在多数应用场合,实际使用的是 SSD 的变形——归一化交叉相关算法(normalized cross correlation,简称 NCC):

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m,n} |S^{i,j}(m, n) - E(S^{i,j})| |T(m, n) - E(T)|}{\sqrt{\sum_{m,n} (S^{i,j}(m, n) - E(S^{i,j}))^2 \sum_{m,n} (T(m, n) - E(T))^2}}.$$

其中, $E(S^{i,j})$ 与 $E(T)$ 分别是搜索子图 $S^{i,j}$ 与模板图 T 的灰度平均值.

显然,上述几种方法的时间复杂度都是 $O(M^2 N^2)$.即便采用像序贯相似性检测这样的优化算法(sequential similarity detection algorithm,简称 SSDA)^[5],由于在搜索子图上求灰度的平均值,其时间复杂度也不小于 $O(M^2 N)$.

图像匹配与图像检索是相互具有一定联系的问题.Sloan 最先提出了分形编码在基于内容的图像检索中的可能应用,他把查询图与目标图的 Range 块与 Domain 块分别并起来作联合分形编码,这相当于图像检索中的交叉相关,因而计算量太大,不能实用(Range 块与 Domain 块均为从图像中按一定规则分割出来的子图,其定义详见第 1 节).Zhang^[6]进一步对目标图像作 Nona 树分解,在得到的每个子图像内独立地作分形编码,把得到的分形编码去掉全局位置信息,保留相对位移信息作为特征,并与查询图的分形编码作相等比较,从而得到子图像与查询图的相似性测度.这实质上是对图像提取一定尺度内(称作块限制 block-constrained)的自相似性(即分形编码)作为特征.两幅图像间的这种自相似性越多,说明它们在图像内容上越接近.采用了 Nona 树的剪枝策略与改进的 Domain 块搜索策略后^[7,8],改善了基于分形编码的图像检索方法的性能.在此基础上,文献[9]引入了直接使用自适应四叉树剖分的分形编码^[10]作概略的图像检索.Fisher^[10]为提高分形编码速度,对 Range 块与 Domain 块作分类,仅在相同类中的 Range 块与 Domain 块执行配对搜索操作等.但由于这些算法都要对图像进行复杂的分形编码,其计算复杂度也很高.

本文利用 Range 与 Domain 的划分概念,提出一种新的直接利用像素灰度值的特征编码方法,这种编码方法的特征值计算十分简单:在检索或匹配过程中,只要进行特征值的相等比较,而且可以采用快速的比较算法,使整个算法的计算复杂性极大地降低.新算法对像素灰度的线性变化与噪声是鲁棒的,并可以证明新算法的时间

复杂度是 $O(M^2 \log(N))$. 实验表明, 新算法比现有的灰度相关算法的计算时间快了两个数量级.

本文第 1 节给出新算法使用的局部灰度特征的定义和提取方法. 第 2 节介绍对搜索图的分割与特征匹配过程. 第 3 节对逐行、逐列累计的特征值比较结果作边缘探测, 求出最终全局匹配位置. 第 4 节是实验结果与讨论. 第 5 节对所做的工作进行了总结与展望.

1 局部灰度特征的编码与计算

首先将整幅图像划分为 $k \times k$ 尺寸且互不重叠的方块, k 可根据问题任意选择, 称该方块为 R -块. 如果图像的边长不是 k 的整数倍, 则将最底部与最右边剩余的几行、几列裁剪掉(下文将说明这并不影响最终的匹配结果). 对边长为 H 的图像, 共可得到 $\lceil H^2/k^2 \rceil$ 个 R -块. 对于 R -块 R_i , $S(R_i)$ 表示 R_i 所包含像素的灰度值之和.

定义 1. R -块(如图 1 中的 R_5 所示)与其周围 8 个相邻的 R -块(如图 1 中的 $R_1, R_2, R_3, R_4, R_6, R_7, R_8, R_9$ 所示)组成 R -块的邻域. 将 R -块的邻域分为 4 个部分, 分别为 D_1, D_2, D_3, D_4 (如图 1 所示), 称为 R -块的 D -邻域. R -块 R_5 分别属于 4 个 D -邻域, 即 $D_1 = R_1 \cup R_2 \cup R_4 \cup R_5$; $D_2 = R_4 \cup R_5 \cup R_7 \cup R_8$; $D_3 = R_5 \cup R_6 \cup R_8 \cup R_9$; $D_4 = R_2 \cup R_3 \cup R_5 \cup R_6$.

对于每个 D -邻域中的 4 个 R -块, 可规定一个顺序(如图 2 中所取的逆时针序). 对 D_j 所包含的 4 个 R -块的像素灰度值之和 $S(R_{j1}), S(R_{j2}), S(R_{j3}), S(R_{j4})$ 做排序, 显然共有 $4! = 24$ 种可能, 每种排序结果可以用 5 位的二进制编码来表示, 记作 $P(D_j) \in \{00000, 00001, \dots, 10111\}$.

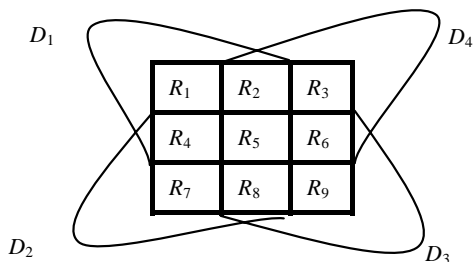


Fig.1 Feature definition of R -block

图 1 R -块的特征定义

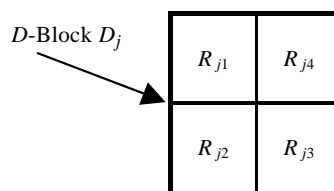


Fig.2 D -Neighborhood of R -block

图 2 R -块的 D -邻域

将 R -块 R_i 所在的 4 个 D -块的 $P(D_j)$ 做位串拼接, 得到 $F(R_i) = P(D_1)P(D_2)P(D_3)P(D_4)$, 即

$$F(R_i) = (P(D_1) \ll 15) + (P(D_2) \ll 10) + (P(D_3) \ll 5) + P(D_4).$$

其中, $P(D_j)$ 为 R_i 所在的邻域 D_j 的二进编码, \ll 为移位操作, 其后面的数字表示移位位数.

定义 2. $F(R_i)$ 为 R_i 块的 20 位二进制编码特征表示, 简称 R_i 块的编码.

对一幅图像, 提取它所有 R_i 块的编码, 需要计算各个 R -块的灰度值和 $S(R_i)$ 、计算各个 D -邻域的编码 $P(D_j)$ 、计算各个 R_i 块的编码 $F(R_i)$ 等共 3 步. 图像最外一圈的 R_i 块的编码无定义. 对于边长为 H 的图像, 上述运算的时间复杂度为 $O(H^2)$.

显然, $F(R_i)$ 表示 R -块 R_i 的灰度与相邻 8 个 R -块灰度的分布(序)关系, 体现了图像灰度的相对值, 因此对整体灰度值的变化具有相对的稳定性. 通过对 R -块尺寸 k 的选择, 可以改变图像处理粒度的大小, 以改变抵抗不同频率噪声的能力.

2 特征的匹配过程

定义 3. 在待搜索图 S 上以模板 T 的长、宽为横向、纵向步长, 从 S 的左上角开始按模板 T 的大小划分 S 得到的子图称为限制块, 记作 $C^{i,j}$, 其中 (i,j) 为限制块左上角顶点在搜索图 S 上的坐标. 这样划分后, 如果在搜索图 S 的右侧或底部有剩余部分, 则相应地从 S 的最右侧开始向左, 或从最底部开始向上划分出一列或一行限制块, 使得全部限制块可以完全覆盖搜索图 S . 这样得到的图 S 上的限制块的数量为 $\lceil M/H \rceil^2$.

定义 4. 限制块 $C^{i,j}$ 与模板 T 都是尺寸为 $N \times N$ 的图像, 各自的 R -块特征集合可用 (N/k) 阶方阵 $A(C^{i,j})$ 与 $A(T)$ 表示, 称为特征编码矩阵, 这里 k 为 R -块的边长.

在 C^{ij} 与 T 作特征比较时,即比较 $A(T)$ 每一个元素与 $A(C^{ij})$ 中每一个元素是否相等,如果相等,则记下矩阵 $A(C^{ij})$ 中的行号、列号.但是,这样的直接比较存在着与图像检索中分形编码所遇到的相同的问题,即 R -块的对齐^[6].如图 3 所示,图 3(b)表示的搜索图 S 中的阴影部分与图 3(a)表示的模板图 T 相匹配.但是在对模板 T 与图 S 作 R -块分割后(图 3(a)、图 3(b)中的小方格所示),二者间不存在内容相同的 R -块了.这时,提取 R -块的特征作比较将不能很好地反映两幅图像的局部相似性,匹配的准确率将受到影响.因此,需要采取分形编码作图像检索^[6]时用过的类似措施,即对模板图 T 作适当的裁剪,如图 3 所示,在图 3(a)中去掉阴影部分,余下的子区域可构成如图 3(c)所示的 4 个 R -块,这时就与图 3(b)中右下角 4 个 R -块对齐了.

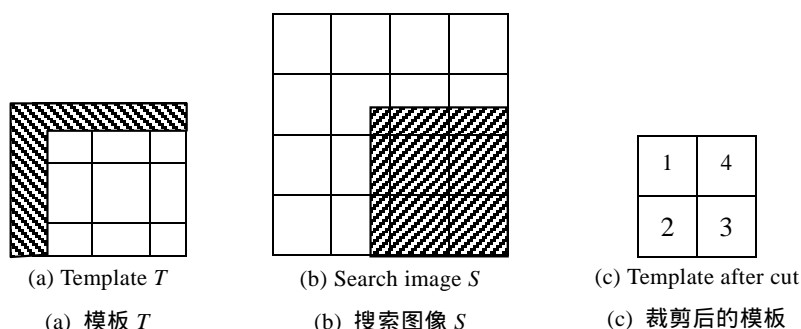


Fig.3 Aligning template position

图 3 模板对齐问题

在特征匹配中,为了实现模板 T 与图 S 的 R -块对齐,被裁掉的模板图 T 的行数 u 、列数 v 介于 $0 \sim k-1$ 之间.如果裁减后的模板图记作 $T^{u,v}$,则 $T^{u,v}$ 共有 k^2 个.这样虽然多做了 k^2-1 次模板与图 S 的特征比较,但裁剪与对齐操作,一方面提高了特征匹配的准确度,使搜索结果的峰值更为尖锐;另一方面,由模板图 T 当前裁剪掉的行、列数 u, v ,结合限制块内匹配子区域的位置信息,可以计算出模板 T 与搜索图 S 配准的准确参考点.

为了加快裁剪后的模板图 $T^{u,v}$ 与限制块 C^{ij} 特征的相等比较,比较前对这两个特征集做快速排序(quick sort),使特征集一次比较的时间复杂度由 $O(N^4)$ 降低到 $O(N^2 \log(N))$.而在直接基于灰度值的算法中,比较模板与搜索窗口时需要做加、减、乘运算而非相等比较,所以不能利用排序来减少计算量.

3 特征比较结果处理

在特征比较过程中,对于搜索到的与模板 $T^{u,v}$ 有最多相同特征的限制块 $C^{m,n}$,按矩阵 $A(C^{m,n})$ 的行、列分别累加特征比较结果,得到两个各有 (N/k) 个元素的一维数组 L_{line}, L_{col} .限制块 $C^{m,n}$ 中与模板 $T^{u,v}$ 匹配的子区域记为 D .由于 D 所对应的矩阵 $A(C^{m,n})$ 的行、列的累加匹配特征数显著大于其他行、列,这将在一维数组中 L_{line}, L_{col} 各形成一个矩形脉冲.图 4(a)为一个 64×64 的模板,图 4(b)为与模板 T 有最多相同特征的限制块 $C^{m,n}$,限制块 $C^{m,n}$ 内的左上尺寸为 56×56 像素的区域,与模板 $T^{u,v}$ 右下尺寸为 56×56 像素的区域匹配,相应的限制块 $C^{m,n}$ 按 R -块逐行累加(也就是对矩阵 $A(C^{m,n})$ 的每一行求和)匹配特征的数量,形成的行结果数组 L_{line} 如图 5 所示.对此一维数组 L_{line} 做边缘检测滤波,得到矩形脉冲的边沿为 1 与 13.表示 $C^{m,n}$ 与模板 $T^{u,v}$ 相匹配的子区域在第 1~13 行 R -块之间.注意此例中,限制块 $C^{m,n}$ 内部第 14 行 R -块对应匹配模板 $T^{u,v}$ 的最后一行 R -块,但由于模板 $T^{u,v}$ 外围一圈 R -块的特征无定义,故第 14 行匹配数不在检测出的矩形脉冲内.

再对列数组 L_{col} 作同样的边缘检测滤波,就可以确定当前限制块 $C^{m,n}$ 与模板 $T^{u,v}$ 匹配的子区域 D .把模板

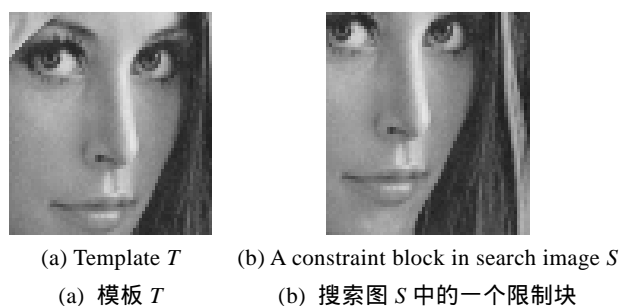


Fig.4 Processing of feature compare result

图 4 特征比较结果的处理

$T^{u,v}$ 与搜索图 S 的实际匹配子图记为 $P^{h,l}$. 由于 $C^{m,n}$ 的尺寸大于或等于裁剪后的模板 $T^{u,v}$, 如果 D 包含 $C^{m,n}$ 内最左侧的 R -块, 则可知 D 位于 $P^{h,l}$ 的右侧, 由此可求出 $P^{h,l}$ 的左、右边界:

$$P^{h,l}.right = D.right + k;$$

$$P^{h,l}.left = D.left - (T^{u,v}.width - D.width - k).$$

其中, $left, right, width$ 分别表示矩形的左、右边界在 S 中坐标与宽度. 若 D 包含限制块 $C^{m,n}$ 内最右侧、最上部、最底部的 R -块, 这 3 种情况可类似处理. 最终, 模板 T 与搜索图 S 匹配的参考点为 $(P^{h,l}.left - u, P^{h,l}.top - v)$, top 表示矩形上边界在 S 中坐标.

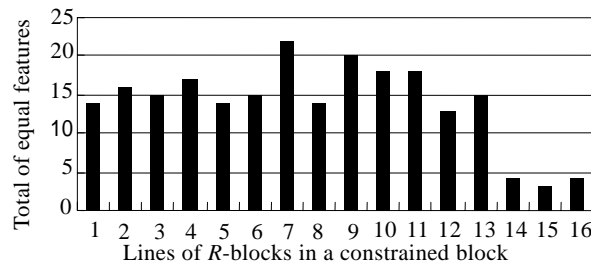


Fig.5 Example of array L_{line} of feature comparing results accumulated by each R -block line

图 5 特征比较结果按 Range 行累加的 L_{line} 数组实例

给定搜索图 S 与模板 T , 本文提出的基于邻域灰度编码的图像匹配算法(简记为 PFC 算法)叙述如下:

1. 对模板 T 的 k^2 种裁剪情况, 分别计算 $T^{u,v}$ 的特征, 对每个特征编码矩阵 $A(T^{u,v})$ 的元素集排序.

2. 对搜索图 S , 计算出所有的 R -块的特征.

3. 把搜索图 S 划分为与模板 T 具有相同尺寸的限制块 $C^{i,j}, 0 \leq i, j \leq \lceil M/N \rceil$. 这些限制块仅在搜索图 S 的最右侧或最底部可能互有重叠, 并完全覆盖 S .

4. 对每一个限制块 $C^{i,j}$, 对其所包含的 R -块的特征编码矩阵 $A(C^{i,j})$ 的元素集排序. 然后与模板 T 的 k^2 种裁剪情况下的各个有序特征集分别做有序比较, 找到具有最多相同特征的限制块 $C^{m,n}$ 与裁剪过的模板 $T^{u,v}$.

5. 对 $C^{m,n}$, 重新与模板 $T^{u,v}$ 做特征值的有序比较, 累计矩阵 $A(C^{m,n})$ 各行、列的特征比较结果, 形成两个一维数组 L_{line}, L_{col} .

6. 对 L_{line}, L_{col} 数组, 做边缘检测滤波, 求得限制块 $C^{m,n}$ 内匹配子区域 D 的边界.

7. 由 D 与限制块 $C^{m,n}$ 的相对位置关系与裁剪情况 (u, v) , 求出模板 T 在搜索图 S 中匹配的参考点.

算法第 1 步、第 2 步的时间复杂性分别是 $O(k^2 N^2)$ 和 $O(M^2)$. 第 5~7 步的时间复杂度为 $O(N^2/k^2), O(N/k), O(1)$. 主要的计算量在第 3 步、第 4 步, 其时间复杂度为

$$O\left(\left\lceil \frac{M}{N} \right\rceil^2 \left[\left(\frac{N}{k} \right)^2 \log \frac{N}{k} + k^2 \left(\frac{N}{k} \right)^2 \right]\right).$$

表示搜索图 S 可以划分为 $\lceil M/N \rceil^2$ 个限制块; 由于每一个限制块至多有 $(N/k)^2$ 个特征, 对每个限制块的特征集排序的时间复杂度为 $O((N/k)^2 \log(N/k))$; 然后对模板 T 的 k^2 种裁剪情况作有序比较, 每趟比较的时间复杂度为 $(N/k)^2$. 因此, 算法第 3 步、第 4 步的时间复杂度为 $O(M^2 \log(N))$. 这也是算法的总的时间复杂度. 但值得注意的是, 第 3 步、第 4 步的时间复杂度也可以详细写做

$$O\left(M^2 \frac{\log N}{k^2} + M^2\right).$$

在大多数图像匹配问题中, 模板 T 的边长 $N < 100$. 在这种情况下, $\log(N) < k^2$, 所以本文提出的算法的时间复杂度可达到 $O(M^2)$. 这已经是此类问题的时间复杂度的下限.

因为本算法第 2 步与第 4 步的时间复杂度都达到了 $O(M^2)$, 而且搜索图的各个 R -块特征的计算、各个限制块的特征集排序以及各个限制块与模板的特征比较都可以并行执行, 算法的运行时间可以进一步降低.

4 实验及讨论

实验使用直接基于灰度值的匹配算法中运算量最小的 AD 算法与广泛应用的 NCC 算法作为对照.我们选择真实的卫星遥感照片与添加了高斯白噪声的人像图片作为测试例子.

如图 6 所示,为卫星遥感照片作为搜索图,尺寸为 800×600 .在图上从点 $(425,500)$ 处取出尺寸为 64×64 的子图作为匹配的模板.实验结果表明,第 7 行第 8 列的限制块(即左上角点的坐标为 $(448,512)$ 的限制块)与裁剪掉 0 行 3 列的模板具有最多的相同特征.对限制块的 R -行、列的特征比较累加结果做边缘提取滤波,得到匹配子区域的范围是限制块左上角开始的 11 行 8 列 R -块组成的区域.由此以及模板的裁剪情况,可以求出模板与搜索图匹配参考点的准确位置 $(425,500)$.

新算法使用的基于局部灰度值的特征显然对图像灰度的线性变换是不变的.由于特征的编码方法是在 4 个 R -块灰度求和的基础上的排序, R -块中 k^2 个像素求和操作对一般的高频或低频噪音具有一定的稳定性.实验 2 取像素为 256×256 的人物肖像照片(如图 7(a)所示),添加高斯白噪声后作为搜索图(如图 7(b)所示);在未添加噪声的原图上以点 $(120,120)$ 为左上角取出 64×64 的子图,作为匹配的模板(如图 7(c)所示).实验结果表明,在噪声产生明显视觉效果的情况下,算法仍能得出正确的结果.

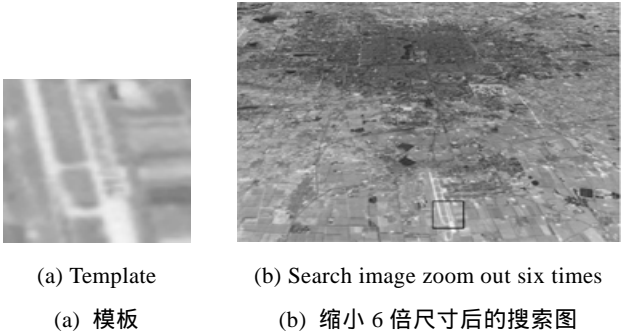


Fig.6 Experiment 1

图 6 实验 1

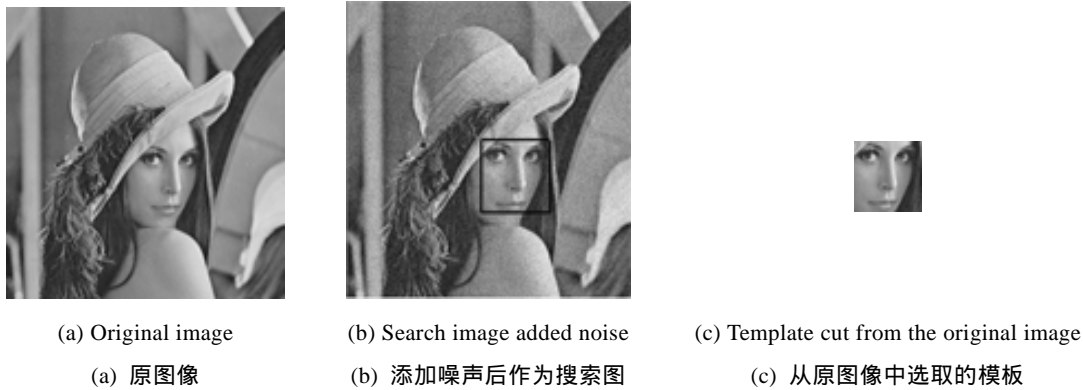


Fig.7 Experiment 2

图 7 实验 2

表 1 给出了本文的方法与 AD 法和 NCC 法在计算时间上的比较(实验环境为 Pentium III 900Mhz PC 工作站, k 取值 4).可见,与传统的基于灰度算法相比,本文提出的算法在计算时间上取得了两个数量级的改进.

Table 1 Comparison of computing time of three matching algorithms

表 1 3 种匹配算法计算时间的比较

Matching algorithms	Experiment 1. 800×600 satellite image (millisecond)	Experiment 2. 256×256 portrait photo (millisecond)
New algorithm of PFC	40.1	5.0
AD	12 107.4	1 151.7
NCC	26 658.3	2 543.6

5 结论与展望

本文主要的贡献是:首先,定义了一种用于描述图像局部灰度分布的特征编码.图像匹配时,把搜索图 S 划分

成与模板 T 相同尺寸的一组限制块.在限制块与裁剪后的模板间作特征比较,找到局部的最佳匹配区域.新算法的时间复杂度为 $O(M^2 \log(N))$,与传统的灰度相关法相比有了明显改进.实验结果表明,其计算时间缩短了两个数量级.新算法对图像的灰度线性变换与噪声情况下都是稳定的.其次,本算法利用了模板 T 与搜索图 S 的几何位置信息计算最佳局部匹配区域的边界与全局匹配参考点.而传统的直接基于灰度值的方法是把搜索窗口下的像素点视为一个抽去相互位置关系的集合或是高维向量,然后计算这两个集合或者向量间的距离或统计相关值.

本文提出的算法即使在模板 T 不能与搜索图 S 完全匹配的情况下,仍能找出两幅图像间的最大匹配子图.这需要对模板图 T 也按 R -行、列做边缘检测滤波.可见,该方法还可以进一步应用到更广义的图像匹配领域,比如,两幅图像中匹配子图的位置、形状、尺寸均未知的问题.进一步的工作可以用一阶 Markov 过程合并相邻的匹配子区域,找出最佳匹配子图.

References:

- [1] Heipke C. Overview of image matching techniques. In Kölbl O, ed. Proc. of the OEEPE Workshop on the Application of Digital Photogrammetric Workstations. Frankfurt: OEEPE Official Publications, 1996. 173–189.
- [2] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors. Int'l Journal of Computer Vision, 2004,60(1):63–86.
- [3] Yu L, Wang RS. Object detection and recognition based on multiscale deformable template. Journal of Computer Research and Development, 2002,39(10):1325–1330 (in Chinese with English abstract).
- [4] Brown LG. A survey of image registration techniques. ACM Computing Surveys, 1992,24(4):325–376.
- [5] Barnea DI, Silverman HF. A class of algorithms for fast digital image registration. IEEE Trans. on Computers, 1972,21(2): 179–186.
- [6] Zhang A, Cheng B, Acharya R. A fractal-based clustering approach in large visual database systems. The Int'l Journal of Multimedia Tools and Applications, 1996,3(3):225–244.
- [7] Wang Z, Chi Z, Feng D. Content-Based image retrieval using block-constrained fractal coding and nona-tree decomposition. IEE Proc. of Vision, Image and Signal Process, 2000,147(1):9–15.
- [8] Wang ZY, Chi ZR, Yu YL. Fractal coding for image retrieval. ACTA Electronica Sinica, 2000,28(6):19–23 (in Chinese with English abstract).
- [9] Hong AX, Chen G, Wu JF, Li JL. Image matching based on fractal image coding. ACTA Electronica Sinica, 2002,30(5):624–627 (in Chinese with English abstract).
- [10] Fisher Y. Fractal image compression with quadrees. In: Fisher Y, ed. Fractal Image Compression: Theory and Application. New York: Springer-Verlag, 1995. 55–77.

附中文参考文献:

- [3] 余莉,王润生.基于多尺度变形模板的目标检测与识别.计算机研究与发展,2002,39(10):1325–1330.
- [8] 王志勇,池哲儒,余英林.分形编码在图像检索中的应用.电子学报,2000,28(6):19–23.
- [9] 洪安祥,陈刚,吴炯锋,李均利.基于分形编码的图像相似匹配研究.电子学报,2002,30(5):624–627.



李强(1974 -),男,吉林长春人,博士生,主要研究领域为图像处理,机器学习.



张钊(1935 -),男,教授,博士生导师,中国科学院院士,主要研究领域为人工智能,模式识别.