

全自动的快速图像配准算法

杨智
(中国科学技术大学, 合肥)

摘要: 介绍了一种基于Harris角点提取和RANSAC (Random Sample Consensus) 算法的全自动且快速的图像配准算法。首先, 利用Harris角点提取算法选取特征点, 然后用灰度相关性初步地匹配特征角点, 接着用RANSAC算法将伪匹配点分为内点和外点, 并由此求出变换矩阵H, 并用LM算法 (Levenberg-Marquardt Algorithm) 精确估计变换矩阵, 最后根据求出来的变换矩阵进行图像的拼接融合。该算法主要优点是不需要手工地选择图像间的匹配点对, 算法速度较快, 而且可以有效地提高配准成功率。实验结果表明, 该方法拼接精确度较高, 鲁棒性强, 有较高的实用性。

关键字: 图像配准; Harris角点; RANSAC算法

1. 引言

图像配准算法一直是图像处理领域的一个热点研究领域, 而且在很多场景中都有应用, 例如把多张遥感图像拼接在一起, 对广角场景不同角度的成像做无缝拼接和融合, 把2D的静态纹理映射到3D模型上。可见, 健壮、精确、快速的图像配准算法有利于图像信息的后续处理。目前, 在图像配准这个研究方向上, 应用最广泛、效果较为理想的算法是基于图像特征点对的配准。算法主要有如下的三步: 找特征点对、根据图像特征点对求变换矩阵、对图像进行变换和融合。一种简化的方法是手工选择图像间的匹配点对, 但这种方法要有人工干预, 一方面, 人工干预在面对大规模的数据时不适用, 另一方面, 人工选择的匹配点对的准确度不高。还有的方法则有自动选择的匹配点对特征不稳定、数量太多的问题, 导致算法计算量太大而且健壮性不强。

为了解决旧有图像配准算法的缺点, 本文介绍了一种基于Harris角点提取和RANSAC算法的图像配准算法, 该算法实现了特征点对选取的自动化, 而且能够快速计算出图像的变换矩阵, 实现自动且快速的图像拼接融合。

2. 图像特征点的提取

图像特征点的提取主要用了Harris算法[1]。这种算法最大的优点就是对特征点的提取可以达到亚像素级。Harris算法用了如下的Harris角点检测算子来提取特征点:

$$M = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, I 是坐标为 (x, y) 的像素点的亮度值。

对图像中的每一个像素点都计算出 M 之后, 就可以根据如下函数求出 R :

$$R = \det(M) - k \cdot (\text{trace}(M))^2 \quad (2)$$

坐标为 (x, y) 处的 R 值反映了像素点特征的突出、稳定程度。因此, 可以找出函数(2)的局部极大值点, 把这些点当作特征点。

接着, 在要配准的图像之间做互相关运算, 找出匹配点对。因为用Harris算法提取出来的特征点的冗余程度大, 因此一般会转而选取一系列固定大小的窗口, 计算两个图像间窗口内像素的亮度平均值的相关性:

$$C = \left(\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N (I(x-i, y-j) - \text{average}(I)) \right) (I'(x'-i, y'-j) - \text{average}(I')) \quad (3)$$

在公式(3)中， $\text{average}(I)$ 和 $\text{average}(I')$ 分别为对应窗口中所有像素点的亮度值的平均值。根据相关性的 大小，就可以判断哪些点对可以作为匹配点对。

也可以用下述公式计算相关度，效果较好，但计算量比较大：

$$C = \frac{\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N (I(x-i, y-j) - \text{average}(I)) \cdot I'(x'-i, y'-j) - \text{average}(I'))}{\sqrt{\sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N (I(x-i, y-j) - \text{average}(I))^2 \sum_{i=-N}^N \sum_{j=-N}^N (I'(x'-i, y'-j) - \text{average}(I'))^2}} \quad (4)$$

3. 图像的几何配准

上述方法中特征点对的提取是全自动的，提取完特征点对之后，就要根据这些特征点对进行图像的几何配准。

3.1 图像间的变换矩阵

在对两幅图像P和P'进行配准时（可以扩展为对多幅图像的配准），需要以一幅图像P为参考，求解P'到P的变换矩阵（像素点的位置以齐次坐标表示）：

$$k \begin{bmatrix} x_i' \\ y_i' \\ w_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_3 & h_6 \\ h_1 & h_4 & h_7 \\ h_2 & h_5 & h_8 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ w_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

or

$$k \cdot T' = H \cdot T$$

其中k是比例因子。在上式中，矩阵H有8个自由度，因此只需要4对非线性相关的特征点对就可以求解H。当然，在实际情况中，因为有部分的特征点可能是共线的，所以不可能只根据4对特征点来线性地求解H：

$$\begin{bmatrix} 0^T & -w_i' x_i^T & y_i' x_i^T \\ w_i' x_i^T & 0^T & -x_i' x_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix} = 0 \quad (6)$$

因为由(3)或(4)求出来的匹配特征点中存在伪匹配特征点（因为Harris算法提取出来的特征点冗余程度达），所有要对特征点进行过滤[2]。首先选择过滤噪声的阈值threshold，计算特征点对的欧拉距离：

$$d = d(x_i, H^{-1} x_i')^2 \quad \text{or} \quad d = d(x_i', H x_i)^2 \quad (7)$$

然后， $d \leq \text{threshold}$ 的特征点可以作为H的内点，而余下的点则作为外点。因为外点的误差比较大，所以只能用内点来求解H。

3.2 用RANSAC来提纯内点

在3.1中，从特征点中过滤掉外点之后，还要继续对内点进行提纯。现在一般利用RANSAC算法来对内点进行提纯[3]。

以根据点集拟合直线这个问题为例。平面上的两点可以唯一地确定一条直线。首先随机地选取两个点，根据这两个点拟合一条直线，找出和这条直线的距离小于阈值的点作为内点，组成内点集。之后，根据新的内点集，再拟合一条新的直线，更新内点集。不断地循环迭代，直到某一次得到的内点集中点的数目最大，则此时得到的内点集即为提纯后的内点集。

RANSAC算法可总结为如下几个主要的步骤：

1. 从内点集S中随机抽取一个子集，并由这个子集拟合一个模型；
2. 找出和模型距离小于阈值的内点，更新内点集S(i)；
3. 若集合S(i)的大小大于或等于某一个阈值Th，则把集合S(i)作为提纯后的内点集，算法结束；
4. 若集合S(i)的大小小于阈值Th，则随机抽取一个新的子集，由这个子集拟合一个新的模型，从（2）开始重复各个步骤；
5. 如果重复次数大于某一个预设值N，则以最大的集合S(i)作为提纯后的结果集，算法结束。

而在图像配准这个问题中，模型是H，每次随机抽取4对匹配点对来对H进行估计，最后找出最合适的内点集和最合适的H。

另外，在使用RANSAC算法的过程中，使用了三个参数：区分内点和外点的距离的阈值threshold，迭代的次数N，内点集的大小——size。下面来讨论如何选取适合的参数[4]：

（1）确定threshold

一般可以假设，提取出来的特征点满足均值为0、标准差为 σ 的Gaussian分布，因此，式子(7)中 d^2 满足自由度为m的 χ_m^2 分布。于是，有如下不等式成立：

$$F_m(k^2) = \int_0^{k^2} \chi_m^2(\xi) d\xi < k^2 \quad (8)$$

因此，阈值的计算公式为：

$$threshold = \sqrt{F_m^{-1}(\alpha)\sigma^2} \quad (9)$$

因此，可以把距离大于threshold的特征点当作外点，把距离小于等于threshold的特征点当作内点。而根据实际应用中的经验， α 的值一般取0.95，就可以保证很好的配准成功率了。于是，根据 χ_m^2 的分布可知：

$$F_4^{-1}(0.95)\sigma^2 = 5.99\sigma^2 \quad (10)$$

所以，一般情况下，由式子(9)和式子(10)可知：

$$threshold = 2.447\sigma \quad (11)$$

因此，只需要确定了 σ ，就可以找到一个比较合适的threshold。

（2）确定迭代次数N

在该问题中，要唯一地确定一个变换矩阵H，需要的匹配点对的数目为4。设p为任一对匹配点对是内点的概率，P为随机取的4对匹配点都是内点的概率，则迭代N次，有如下式子成立：

$$(1 - p^4)^N = 1 - P \quad (12)$$

于是，可以确定N：

$$N = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - p^4)} \quad (13)$$

一般情况下，根据实际经验，P取0.99即可保证配准成功率。

(3) 内点集的大小——size

一般情况下，size的大小可以由如下公式确定：

$$size = p \cdot n \quad (14)$$

其中，n是总的特征点对的数目，p是任一对匹配点对是内点的概率。

在实际应用中，也可以不事先确定size的大小，算法一直迭代到内点的数目趋于平稳。

3.3 用LM算法非线性求解H

对于某个H，它的误差可以用如下的函数计算：

$$F(H) = \sum_i d(x_i, H^{-1}x'_i)^2 + d(x'_i, Hx_i)^2 \quad (15)$$

然后就可以使用LM非线性优化算法[5]来最小化式子(15)，优化的参数是H。可以求得LM算法的近似Hessian矩阵 α 和加权梯度向量 b ：

$$\alpha_{kl} = \sum \frac{\partial F(H)}{\partial h_k} \frac{\partial F(H)}{\partial h_l}, \quad b_k = -\sum F(H) \frac{\partial F(H)}{\partial h_k} \quad (16)$$

于是，可以不断迭代更新H：

$$H^{(n+1)} = H^{(n)} + \Delta H, \quad \text{where } \Delta H = (A + \lambda I)^{-1} b \quad (17)$$

其中， λ 是一个随着迭代过程自动调节的因子。若F(H)减小，则 λ 也减小；若F(H)增大，则 λ 也增大。

3.4 图像的融合

求得图像间的变换矩阵之后，就可以对其中一幅图像进行点变换，和另一幅图像进行拼接，并在一幅新的、足够大的空白的图像形成融合图像。

但在拼接之后，两幅图片的拼接处可能会出现拼接缝，无法实现色彩的平滑过渡。所以，图像配准完之后，还要对交叠处进行颜色插值，实现颜色过渡。

4. 实验结果

第一个实验结果如下（图1~4）：



图1 待配准图（左）



图2 待配准图（右）

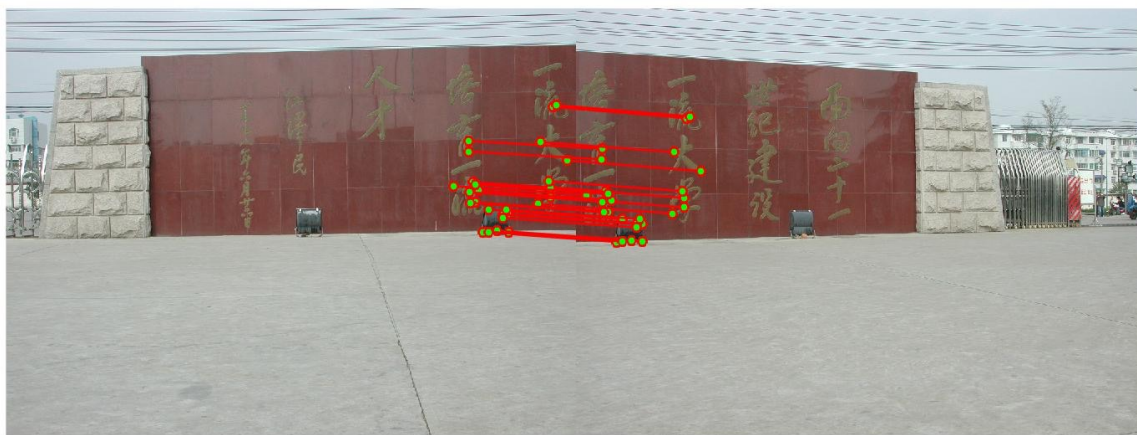


图3 配准情况

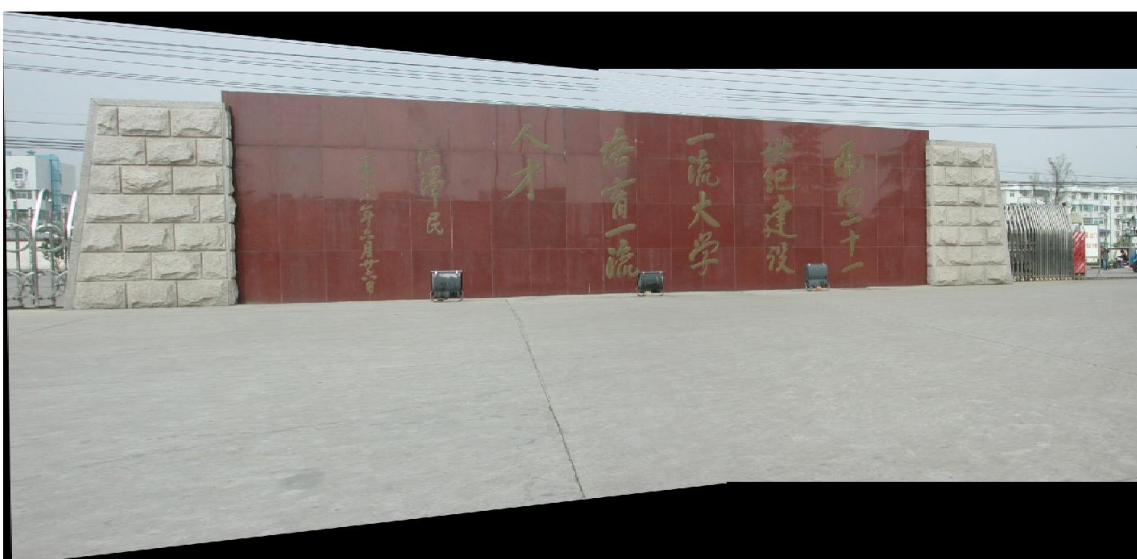


图4 配准结果

第二个实验结果如下，用了三张图做配准（图5~8）：



图5 待配准图（左）



图6 待配准图（中）



图7 待配准图（右）

（配准情况略，因为3张图片的组合情况较多）



图8 配准结果

5. 结论

本文提出了一种全自动的快速图像配准算法，用Harris算子提取特征点后，用相似性来匹配图像间的特征点，实现了特征点选取和匹配的自动化。同时，用了Ransac算法来过滤伪匹配点，保证了算法的稳定性。最后，该配准算法用了LM优化算法，充分利用了各个特征点的信息，进一步提高了配准算法的精度。实验结果表明，在参数选取恰当的情况下，算法的速度、稳健性、拼接成功率优于人工选取特征点的算法和大部分的现有图像配准算法。

6. 参考文献

[1] Derpanis K G. The harris corner detector[J]. York University, 2004.

[2] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International journal of computer vision, 2007, 74(1): 59-73.

- [3] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [4] 赵向阳,杜利民.一种全自动稳健的图像拼接融合算法[J].中国图象图形学报A辑,2004,9(4):417-422.DOI:10.3969/j.issn.1006-8961.2004.04.007.
- [5] Ranganathan A. The levenberg-marquardt algorithm[J]. Tutorial on LM algorithm, 2004, 11(1): 101-110.
- [6] 赵向阳,杜利民.一种全自动稳健的图像拼接融合算法[J].中国图象图形学报A辑,2004,9(4):417-422.DOI:10.3969/j.issn.1006-8961.2004.04.007.
- [7] 曲天伟,安波,陈桂兰等.改进的RANSAC算法在图像配准中的应用[J].计算机应用,2010,30(7):1849-1851,1872.
- [8] 赵辉,陈辉,于泓等.一种改进的全景图自动拼接算法[J].中国图象图形学报,2007,12(2):336-342.DOI:10.3969/j.issn.1006-8961.2007.02.026.
- [9] 赵辉.基于点特征的图像配准算法研究[D].山东大学,2006.DOI:10.7666/d.y982266.
- [10] 李博,杨丹,张小洪等.基于Harris多尺度角点检测的图像配准新算法[J].计算机工程与应用,2006,42(35):37-40.DOI:10.3321/j.issn:1002-8331.2006.35.012.