

文章编号:1001-5078(2008)11-1152-04

· 图像与信号处理 ·

基于图像内在特征的图像自动拼接方法

马超杰, 杨华, 李晓霞, 吴丹

(电子工程学院安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 安徽 合肥 230037)

摘要: 针对传统图像拼接方法需要人工干预的不足, 提出了基于图像内在特征的图像自动拼接方法。本方法应用由粗到精的技术实现图像之间像素精度的拼接。图像粗配准阶段采用仿射变换模型, 利用 Fourier-Mellin 变换的频域分析技术同图像多分辨率技术相结合的方法求取仿射变换模型下的粗配准参数。图像的精配准阶段采用投影变换模型, 将粗配准参数作为图像投影变换模型下的初始值, 相邻图像中重叠区域的灰度差平方和作为误差指标函数, 利用 Levenberg-Marquardt 方法进行图像投影模型参数估计的优化, 得到全局意义条件下的精确变换参数。最后, 将此方法应用于实际拍摄的可见光和红外图像序列进行试验分析, 验证了本方法的有效性。

关键词: 图像自动拼接; Fourier-Mellin 变换; 图像多分辨率技术; Levenberg-Marquardt 优化

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Image Automatic Mosaic Method Based on Image Inherent Characteristic

MA Chao-jie, YANG Hua, LI Xiao-xia, WU Dan

(Key Lab of Infrared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: Considering the needing of manual operation in traditional image mosaic, an automatic image mosaic method based on image inherent characteristic was introduced. This method realized pixel accuracy image automatic mosaic by using the coarse-to-fine technology. An affine transform model was applied in the coarse stage; Fourier-Mellin transform technology and multi-resolution technology were combined to resolve the coarse parameters. By using the sum of grayscale difference between corresponding image areas as the similarity measurement and using the coarse parameters as the initialization, Levenberg-Marquardt optimization method was applied for optimizing the perspective transformation parameters and the fine parameters could be gained in the global view. In the end, this method was effectively applied for real visible and infrared images mosaic.

Key words: image automatic mosaic; Fourier-Mellin transform; image multi-resolution technology; LM optimization

1 引言

航空监视与侦察是军事侦察的重要方面, 由于传感器性能指标的限制, 其得到的往往是局部场景的图像序列。为了达到对全局的综合分析, 需要利用图像序列间的变换参数进行图像拼接, 得到全景的大视野图像以进行深入分析。图像序列的变换参

数可以通过图像内在特征获取, 如利用图像序列间

基金项目: 安徽省红外与低温等离子体重点实验室基金(No. 2007A011011F)资助。

作者简介: 马超杰(1981-), 博士研究生, 主要研究方向为光电工程。E-mail: coolwinterman@163.com

收稿日期: 2008-05-07

相关性(如灰度一致性、角点、轮廓线等特征的空间分布不变性或频域分布不变性)建立相应特征对,结合优化算法获取图像序列间的变换参数^[1-3]。这种基于图像内在特征的图像拼接方法避免了复杂的系统设计,减少人工干预可以作为全景式航空图像的获取方法。

本文应用从粗到精的匹配策略,先基于 Fourier-Mellin 变换和多分辨技术的图像配准算法^[4]对两幅图像进行仿射变换条件下的粗配准,得到图像间的重叠区域和变换参数的初始估计值,然后将此初值进行投影变换模型下的 LM(Levenberg-Marquardt) 优化迭代求解,可以大大减少图像配准的计算量,得到全局意义的最优变换参数。

2 基于 Fourier-Mellin 变换的图像配准算法

Fourier-Mellin 变换是针对具有仿射变换(平移、旋转和比例缩放)的两幅图像的一种有效的配准方法。其基于傅里叶变换,将图像从空域转换到频域,可以利用图像特征的整体结构信息,得到一个比较可信的粗匹配结果。此外,Reddy 和 Chen 等人研究发现此方法除具有较高的精度外,对诸如一致性的照明变化、两幅图像内容的部分不相同、部分遮挡、系统校正误差、加性噪声等的影响具有很强的鲁棒性,相比其他方法,降低了对拍摄条件的要求,简化了理论模型,具有比较强的实用性^[5]。

2.1 Fourier-Mellin 变换求解方法

Fourier-Mellin 变换的主要思想是将函数所在的空间由笛卡儿空间(x, y)投影到对数-极坐标空间($\log(r), \theta$),将函数图像的旋转角度和缩放因子变为对数-极坐标空间的加减运算,利用相位相关方法求解出旋转角度为 θ_0 和一致缩放因子为 c ,利用求解的参数对图像变换后再次应用相位相关求出两图像的相对平移量(a, b)。具体推导过程如下:

设 $f_1(x, y)$ 为参考图, $f_2(x, y)$ 为经过仿射变换的图像。 $F_1(s, t)$ 和 $F_2(s, t)$ 分别为对应的二维傅里叶变换。前后两帧图像的仿射变换参数为 $T(\theta_0, c, (a, b))$ 。

$$\begin{aligned} f_2(x, y) = & f_1(cx\cos\theta_0 + cy\sin\theta_0 - a, \\ & -cx\sin\theta_0 + cy\cos\theta_0 - b) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} F_2(s, t) = & \frac{e^{-j(sa+tb)}}{c^2} \cdot \\ F_1\left(\frac{s\cos\theta_0 + t\sin\theta_0}{c}, \frac{-s\sin\theta_0 + t\cos\theta_0}{c}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

忽略式(2)乘法因子,对频谱幅度进行极坐标变换,代入 $\rho = \sqrt{s^2 + t^2}$, $\theta = \arctan(s/t)$

$$\begin{aligned} |F_2(\rho\cos\theta, \rho\sin\theta)| = & \\ |F_1(\rho\cos(\theta - \theta_0)/c, \rho\sin(\theta - \theta_0)/c)| \end{aligned} \quad (3)$$

记 $M_i(\xi, \theta) = |F_i(\rho\cos\theta, \rho\sin\theta)|$ $i = 1$ or 2 , $\xi = \log\rho$, $\xi_0 = \log c$, 可得:

$$M_2(\xi, \theta) = M_1(\xi - \xi_0, \theta - \theta_0) \quad (4)$$

2.2 相位相关进行图像变换参数求解

若图像 $f_1(x, y)$ 在 x 和 y 方向分别平移 a 和 b 后得到图像 $f_2(x, y)$, 则它们之间有如下关系:

$$\begin{aligned} f_2(x, y) = & f_1(x - a, y - b) \\ F_2(s, t) = & F_1(s, t)e^{-j(sa+tb)} \end{aligned} \quad (5)$$

将 $F_2^*(s, t)$ 记为 $F_2(s, t)$ 的共轭功率谱,从而两幅图像的互功率谱为:

$$\frac{F_1(s, t)F_2^*(s, t)}{|F_1(s, t)F_2^*(s, t)|} = e^{j(sa+tb)} \quad (6)$$

对式(6)右边进行傅里叶逆变换得到(a, b)处的一个单位脉冲函数,其位置反映了图像间的相对平移量。这种利用互功率谱相位信息计算图像间平移的方法称为相位相关法。对式(4)应用相位相关法得到对数极坐标下的平移参数,逆变换为相应的旋转角度 θ_0 和缩放因子 c 。然后将变换图像经过旋转和缩放的逆变换与参考图再次进行相位相关计算便可求出平移参数(a, b)。

2.3 多分辨率图像变换参数的求解

Fourier-Mellin 变换的图像配准需要进行坐标变换、空域到频域的变换、频谱相关等大量运算。若考察图像的像素值较多,必然会影响实时性。对于航拍图像序列的粗配准,主要应用的是图像的整体结构信息,而非精确的局部位置信息。在允许的精度要求范围内,对图像进行多分辨率处理,可以减少计算负担,在一定程度缓解处理时间与配准精度的矛盾。这里选用隔行列删除、高斯金字塔、小波金字塔方法对图像进行欠采样处理,将分辨率为 512×512

的原图像欠采样为分辨率分别为 256×256 和 128×128 的图像。对采样前后图像分别进行 Fourier-Mellin 变换求得的配准参数如表 1 所示。可见,即使对于较大倾角(20°)和缩放比例(1.2)的情况下。对上述三种方法得到的欠采样图像分析仍能得到一个较为满意的结果。

表 1 多分辨率方法对仿射变换参数的求解

	分辨率	$5^\circ, 0.9$	$10^\circ, 1.2$	$20^\circ, 1.2$
原图像	512×512	5.625° 0.897	9.8438° 1.1899	19.6875° 1.2025
隔行列 删除	256×256	4.2188° 0.90932	9.8438° 1.2094	20.3906° 1.1975
	128×128	5.625° 0.90695	9.8438° 1.1961	19.6875° 1.1961
	256×256	5.625° 0.89625	9.8438° 1.2094	20.3906° 1.1975
	128×128	5.625° 0.89219	9.8438° 1.1961	19.6875° 1.1961
高斯 金字塔	256×256	5.625° 0.89219	9.8438° 1.2094	20.3906° 1.1975
	128×128	5.625° 0.90695	9.8438° 1.1961	19.6875° 1.1961
	256×256	5.625° 0.89219	9.8438° 1.2094	20.3906° 1.1975
	128×128	5.625° 0.90695	9.8438° 1.1961	19.6875° 1.1961

3 LM 方法进行图像投影模型参数优化

应用投影变换模型可以对航空图像序列(特别是倾斜视角图像)进行更加精确的描述。对投影变换参数的优化估计可以应用 LM 算法进行优化。LM 算法的优化是目前应用较为广泛的一种无条件约束优化方法^[6],优化过程可以看成是一个非线性最小二乘问题,其具有高斯-牛顿法的局部快速收敛特性,并克服了牛顿法不能有效地处理奇异和非正定矩阵及对初始点要求比较苛刻的缺点,同时远离解时则进行修正,沿误差曲面进行搜索,继承了梯度下降法的全局搜索特性,精确度很高。因此 LM 算法在图像变换参数优化中得到了广泛的应用,这里应用对应图像区域间灰度绝对差的平方和(SSD)作为相似性测量准则,通过多次迭代得到像素级精度的图像变换参数。

3.1 LM 算法简介

设 $I_1(u)$ 为参考图像, $I_2(T_A\{x\})$ 为待配准图像, I_2 中任意坐标 $[x, y]$ 通过投影变换矩阵 A 映射为 I_1 中的坐标 $[u, v]$, 得到配准图像 $I'_2(u)$ 。应用

相应区域灰度差值平方和作为相似性测量准则得到误差函数 $\chi^2(a)$,由于这里考虑的均为离散的数字图像,故表示为:

$$\chi^2(a) = \sum_{i=1}^N [I_1(u_i) - I_2(T_A\{x_i\})]^2 \quad (7)$$

应用 LM 优化,通过迭代求解方程(8)得到全局最优解。

$$(H(a) + \lambda I)\Delta a = -B(a) \quad (8)$$

其中, $H(a)$ 为 Hessian 矩阵, $B(a)$ 为残差向量, 求解公式分别为:

$$b_k(a) = \frac{\partial \chi^2(a)}{\partial \Delta a_k} = -2 \sum_{i=1}^N [I_1(u_i) - I'_2(u_i)] \frac{\partial I'_2(u)}{\partial \Delta a_k} \quad (9)$$

$$h_{kl}(a) = \frac{\partial^2 \chi^2(a)}{\partial \Delta a_k \partial \Delta a_l} \approx -2 \sum_{i=1}^N \left[\frac{\partial I'_2(u)}{\partial \Delta a_k} \frac{\partial I'_2(u)}{\partial \Delta a_l} \right] \quad (10)$$

在式(8)中比例系数 $\lambda > 0$ 为常数, I 是单位矩阵。算法每迭代一步,都要对 λ 值进行自适应调整。当接近最优解时, λ 值逐渐减小, 权值调整与高斯-牛顿法相似,保证快速收敛; 当远离最优解时, λ 值逐渐增大, 权值调整与梯度下降法相似,可进行全局搜索。LM 算法同时具备了牛顿法和梯度法的优点,其利用了近似二阶导数信息,它比梯度法快得多,同时 LM 算法不需要过多调整参数,提高了计算效率^[7]。

3.2 LM 算法优化图像投影变换参数

设图像投影变换矩阵 A 为式(11)所示 3×3 矩阵, 则图像中对应点的坐标可以表示为式(12):

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$u = \frac{a_1x + a_2y + a_3}{a_7x + a_8y + 1}, v = \frac{a_4x + a_5y + a_6}{a_7x + a_8y + 1} \quad (12)$$

因 $I_2(T_A\{x\}) = I'_2(u)$,且 $\Delta a \rightarrow 0$ 时, $\partial x / \partial \Delta a_k \approx \partial u / \partial \Delta a_k$, 将式(9)、式(10)中的 $\partial I'_2(u) / \partial \Delta a_k$ 分解:

$$\frac{\partial I'_2(u)}{\partial \Delta a_k} = \frac{\partial I_2(T_A\{x\})}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \Delta a_k} \approx \frac{\partial I_2}{\partial x} \frac{\partial u}{\partial \Delta a_k} \quad (13)$$

将式(12)代入式(13)便可以得到 Hessian 矩阵

$H(a)$ 和残差向量 $B(a)$, 应用式(8)求得增量 Δa 得更新矩阵 ΔA_i , 其更新准则为 $A_{i+1} = A_i + \Delta A_i$, 结合 LM 优化的参数调节方法, 便可以得到图像间全局意义上最优的投影变换参数。

4 试验结果

应用 Matlab 2006b 对本文算法进行测试^[8]。可见光图像为 SONY 数码相机从楼顶拍摄的图像, 图像大小为 2304×1536 , 两幅图像之间具有一定的倾斜角度。红外图像为美国 SPI 公司利用无人机从高空拍摄的红外视频中截取的两帧图像, 图像大小 320×240 。

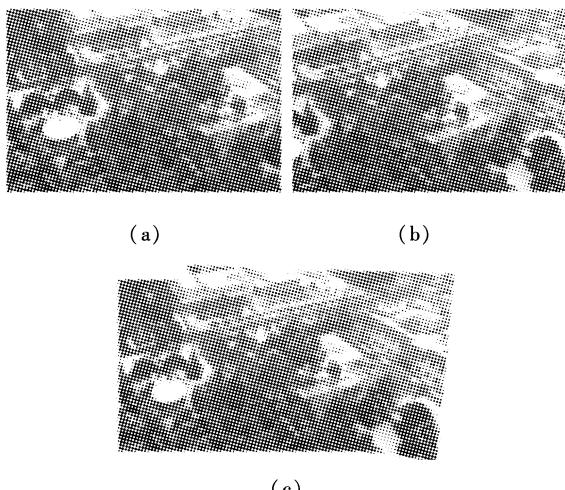


图 1 可见光图像序列及拼接图像结果

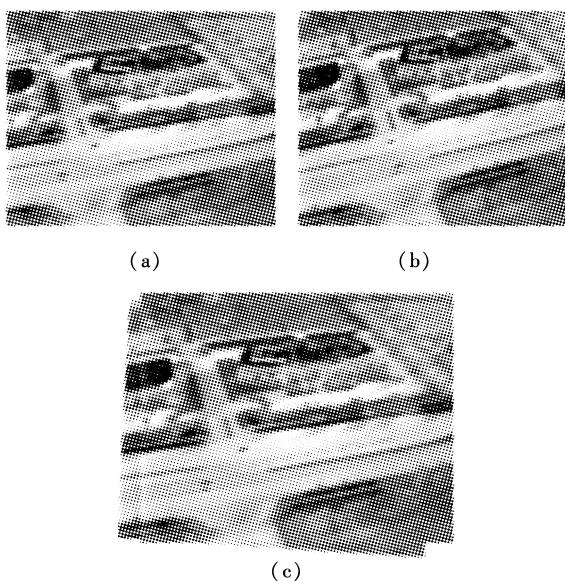


图 2 红外图像序列及拼接图像结果

对图 1(a)、(b) 所示可见光图像序列首先应用多分辨方法对图像进行欠采样处理并求得其仿射变换参数为 $T(\theta_0, c, (a, b)) = (4.2188^\circ, 1.0331,$

$110, -20))$, 然后应用 LM 优化方法通过 6 次迭代得到其投影变换参数为 $\{a_{1-9}\} = (0.8419, 0.0350, -0.0003, -0.0685, 0.9212, 0.0000, 119.5079, -24.2600, 0.9611)$, 应用此参数对图像进行拼接, 效果如图 1(c) 所示。对于红外图像采用同样的方法, 初步求得的仿射变换参数为 $T(\theta_0, c, (a, b)) = (2.8125^\circ, 1.0164, (-7, 8))$, 通过 3 次迭代优化得到的投影变换参数为 $\{a_{1-9}\} = (0.9664, 0.0515, 0.0000, -0.0498, 0.9457, 0.0000, -10.4869, 7.2477, 1.0003)$, 图像拼接为图 2(c)。在两幅图像的重叠区域较少的情况下, 我们还可以通过应用子图像搜索相关区域的方法快速获取图像间较为合理的初始配准参数。

我们应用本文方法对多种条件下的图像序列的拼接测试, 均得到了较为满意的结果。可见此方法能够满足实际情况下自动图像拼接的要求, 提高了拼接方法的适用性, 极大地缩短了迭代搜索的时间, 具有较强的使用和推广价值。

参考文献:

- [1] B Zitova, J Flusser. Image registration methods: A survey [J]. IVC, 2003, 21(11): 977–1000.
- [2] F M Candocia. Jointly registering images in domain and range by piecewise linear comparametric analysis [J]. IEEE Trans. Image Process., 2003, 12(4): 409–419.
- [3] P Viola, W M Wells. Alignment by maximization of mutual information [J]. Int. J. Comput. Vis., 1995, 24(2): 137–154.
- [4] G Wolber, S Zokai. Image registration using logpolar transform [J]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Canada, September, 2000.
- [5] B S Reddy, B N Chatterji. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1996, 5(8): 1266–1271.
- [6] 薛毅. 最优化原理与方法 [M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2001.
- [7] 赵弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的神经网络监督控制 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 523–527.
- [8] 冈萨雷斯. 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005, 9.