第37卷 第14期
Vol.37 No.14

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2011年7月
July 2011

·图形图像处理·

文章编号：1000—3428(2011)14—0223—03 文献标识码：A 中图分类号：P237

基于混合仿射模型配准的IBP超分辨率重建

刘白璐，范 冲，邹峥嵘

(中南大学测绘与国土信息工程系，长沙 410083)

摘 要：针对传统的配准只考虑几何因素的不足，提出一种基于几何和光度混合仿射模型的配准迭代算法。该算法避免keren算法因为角度的泰勒级数展开所带来的误差，大幅提高配准精度，而且使图像亮度得到保持。与传统的仿射变换相比，平均平移误差精度达到了0.165个像素。采用迭代反投影算法对配准后的图像序列进行超分辨率重建。实验结果表明，超分辨率重建结果的信噪比和结构相似度有了较大提高。

关键词：混合仿射模型；迭代反投影；超分辨率重建；配准

IBP Super Resolution Reconstruction Based on Combined Affine Model Registration

LIU Bai-lu, FAN Chong, ZOU Zheng-rong

(Department of Surveying and Land Information Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

【Abstract】According to the lack that traditional registration only considers geometric factors, in order to overcome out its disadvantage, this paper puts forward a new improvement approach based on a combined affine model of geometry and photometry. This change not only avoids the error that is brought by the keren algorithm's tailor series expansion of angle and improves the precise of image registration greatly, but also makes the illumination maintained. The average translation error is reached to 0.165 pixels compared with the traditional affine model. Iterative Back Projection(IBP) algorithm is used for super resolution reconstruction of the image sequence. Experimental result shows that super resolution reconstruction result's signal-to-noise ratio and the mean structural similarity index of improved algorithm have great enhancement.

【Key words】combined affine model; Iterative Back Projection(IBP); super resolution reconstruction; registration

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.14.075

1 概述

许多应用领域如遥感、计算机视觉、医学等的发展都受到影像分辨率的限制，如何高效地提高分辨率成了研究人员研究的热点。传统的提高影像空间分辨率的方法主要是从硬件着手，但是这样做是以高昂的经济成本为代价，并且技术难度较高。图像插值虽然可以用来增大图像的像素尺寸，但只能改变图像的视觉效果，却不能增加图像的信息量。而基于图像序列的超分辨复原技术采用信号处理方法，利用序列图像中的互补信息来重构出一幅高分辨率的影像。其主要优点是成本低，可以克服低分辨率成像系统的局限性。基于图像序列的图像超分辨复原技术最早是由HuangT S和TsayR Y在1984年正式提出的[1]，是指从一组相关性和互补性较强的低分辨图像序列重构或复原出高分辨图像的图像空间分辨率增强技术。它的核心思想就是用时间带宽(获取同一场景的多帧图像序列)换取空间分辨率。所谓时间带宽是指同一场景所能获得的多帧图像。

在重建之前首先要对序列图像做配准，其精度将直接影响到重建图像的质量。图像配准的基本问题就是找出一种图像转换方法，用以纠正图像的形变。如果观测目标保持静止，则多帧图像间只存在旋转、平移等全局性的运动。常见的全局变换模型有平移、刚体变换、仿射变换和投影变换等模型。基于刚体模型的Keren配准算法[2]是一种泰勒级数展开的迭代配准算法。该Keren算法的一个主要缺点是基于小角度泰勒级数展开的，实验证明，一般对于6°以内的小角度都能获得比较高的配准精度。但是当序列图像间的旋转角度较大，则配准达不到亚象素的精度。文献[3]提出了一种将互信息与模板匹配相结合的配准方法，但是该方法只对灰度差较大的图像有效，并且他们只做了刚性配准的实验。在实际应用中，不同时段光照条件的改变直接影响到同一物体的表面光线反射情况的变化，并且由于天气、环境、技术等多方面原因，对同一场景同时成像的多个相机间也存在光感性能差异，导致成像结果存在亮度变化，那么仅考虑几何配准是不全面的。因此，本文提出基于几何和光度的混合仿射模型的配准迭代算法，通过迭代反投影算法对配准后的图像序列进行了超分辨率重建。

2 基于混合仿射模型的配准

图像配准是将不同时间、不同传感器、不同视角及不同拍摄条件下获取的2幅或多幅图像中的同一目标进行对正，确定图像间对应点的匹配关系，以消除或减少目标的位置差别及噪声引起的畸变。配准问题的任务包括找到最优的空间变换 f 和灰度变换 g[4]，即：

$$I_2(x,y)=g(I_1(f(x,y))) \tag{1}$$

基金项目：国家自然科学基金资助项目“基于三线阵航空遥感影像的超分辨率重建关键技术研究”(40801142)

作者简介：刘白璐(1985－)，女，硕士研究生，主研方向：遥感图像处理，地理信息系统；范 冲、邹峥嵘，教授

收稿日期：2010-12-06 **E-mail：**fly13birds@163.com

2.1 仿射光度模型

在现实生活中，多数自然表面对辐射的波长而言都是粗糙表面。当目标物的表面足够粗糙，即为朗伯体时，它对太阳短波辐射的反射辐射亮度在以目标物为中心的 2π 空间中呈常数，即反射辐射亮度不随观测角度而改变，那么双向反射率分布函数可以被简化。

$$\boldsymbol{S}=\begin{pmatrix}\sum x^2I_x^2 & \sum xyI_x^2 & \sum x^2I_xI_y & \sum xyI_xI_y & \sum xI_x^2 & \sum xI_xI_y & \sum xI_xI & \sum xI_x\\ \sum xyI_x^2 & \sum y^2I_x^2 & \sum xyI_xI_y & \sum y^2I_xI_y & \sum yI_x^2 & \sum yI_xI_y & \sum yI_xI & \sum yI_x\\ \sum x^2I_xI_y & \sum xyI_xI_y & \sum x^2I_y^2 & \sum xyI_y^2 & \sum xI_xI_y & \sum xI_y^2 & \sum xI_yI & \sum xI_y\\ \sum xyI_xI_y & \sum y^2I_xI_y & \sum xyI_y^2 & \sum y^2I_y^2 & \sum yI_xI_y & \sum yI_y^2 & \sum yI_yI & \sum yI_y\\ \sum xI_x^2 & \sum yI_x^2 & \sum xI_xI_y & \sum yI_xI_y & \sum I_x^2 & \sum I_xI_y & \sum I_xI & \sum I_x\\ \sum xI_xI_y & \sum yI_yI_x & \sum xI_y^2 & \sum yI_y^2 & \sum I_xI_y & \sum I_y^2 & \sum I_yI & \sum I_y\\ \sum xI_xI & \sum yI_xI & \sum xI_yI & \sum yI_yI & \sum I_xI & \sum I_yI & \sum I^2 & \sum I\\ \sum xI_x & \sum yI_x & \sum xI_y & \sum yI_y & \sum I_x & \sum I_y & \sum I & \sum 1\end{pmatrix}\omega(x) \tag{12}$$

此时点的亮度值可以表示为：

$$I_i=\lambda_i q \tag{2}$$

其中，$i=1,2,\mathrm{L}\ ,N$；q 为物体表面反射率；λ_i 是一个由入射光线和物体表面法线的角度决定的常数。由于相机自动增益(包括光照变化、相机参数：曝光率，光圈大小，白平衡)或者邻域方向反射的影响，因此可以用仿射关系表达亮度值：

$$I_i=\lambda_i q+\delta_i \tag{3}$$

其中，δ_i 为常量(只有当相机或场景改变时这 2 个参数才会改变)。

第 i 幅图像与第 j 幅图像的对应像素间的亮度关系如下：

$$I_j=\lambda_{ji}I_i+\delta_{ji} \tag{4}$$

其中，$\lambda_{ji}=\dfrac{\sigma_j}{\sigma_i}$；$\delta_{ji}=\dfrac{\sigma_i\mu_j-\sigma_j\mu_i}{\sigma_i}$，$\sigma_i$ 和 σ_j 分别为在 ω 范围内 I_i 和 I_j 的标准差，μ_i、μ_j 分别为在 ω 范围内 I_i 和 I_j 的平均值。

2.2 基于几何和光度的八参数混合仿射模型

对于全局性运动估计问题，一般采用仿射变换建立几何变形模型。在二维空间仿射变换由一个线性变换加上一个平移组成 $x\to Ax+B$。结合以上讨论，则基于几何和光度的八参数混合仿射模型[5]为：

$$I_j=\lambda_{ji}(\boldsymbol{A}I_i+\boldsymbol{d})+\delta_{ji} \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}a_{11} & a_{12}\\ a_{21} & a_{22}\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{d}=[d_1\ \ d_2]^{\mathrm{T}}$。但是由于图像的噪声以及仿射几何模型、仿射光照模型的近似化的影响，式(5)不够精确。这里采用优化的方法来解决这个问题。定义误差函数为：

$$\varepsilon=\int_W[I_j-(\lambda_{ji}(\boldsymbol{A}I_i+\boldsymbol{d})+\delta_{ji})]^2\omega(x)\mathrm{d}x\ ,\ \forall x\in W \tag{6}$$

其中，$\omega(x)$ 是权重函数。取合适的参数 a、$\boldsymbol{d}$、λ、δ 使得式(6)最小，即：

$$(\hat{a},\hat{\boldsymbol{d}},\hat{\lambda},\hat{\delta})=\arg\min(\varepsilon(a,\boldsymbol{d},\lambda,\delta)) \tag{7}$$

为了得到最小值，把式(7)用一阶泰勒函数展开：

$$\lambda_{ji}(\boldsymbol{A}I_i+\boldsymbol{d})+\delta_{ji}\approx\lambda_{ji}I_i+\delta_{ji}+\nabla I_i\frac{\partial y}{\partial u}(u-u_0) \tag{8}$$

为了公式表达上的方便，上式简化为：

$$\lambda(\boldsymbol{A}I+\boldsymbol{d})+\delta\approx\lambda I+\delta+\nabla I\frac{\partial y}{\partial u}(u-u_0) \tag{9}$$

其中，$u=[a_{11}\ a_{12}\ a_{21}\ a_{22}\ d_1\ d_2]$ 包括几何参数 $\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{d}$；$u_0=[1\ \ 0\ \ 0\ \ 1\ \ 0\ \ 0]$；$\nabla I$ 是图像亮度梯度；$\boldsymbol{A}=\{a_{ij}\}$，$\boldsymbol{d}=[d_1\ d_2]^{\mathrm{T}}$。将式(9)写成矩阵形式为：

$$\boldsymbol{I}_j=\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z} \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{F}=[xI_x\ yI_x\ xI_y\ yI_y\ I_x\ I_y\ I\ 1]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{z}=[a_{11}\ a_{12}\ a_{21}\ a_{22}\ d_1\ d_2\ \lambda\ \delta]^{\mathrm{T}}$，$x$、$y$ 是像素点的坐标。给式(10)的两边左乘 $\boldsymbol{F}$，然后在整个 W 范围的窗口上加权积分，取权函数为 $\omega(x)$，得到式(11)：

$$S\boldsymbol{z}=a \tag{11}$$

其中，$a=\int_\omega\boldsymbol{F}I\omega(x)\mathrm{d}x$；$S=\int_\omega\boldsymbol{F}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\omega(x)\mathrm{d}x$。

则通过求解线性方程式可以求得：

$$\boldsymbol{z}=S^{-1}a \tag{13}$$

但是，这样计算出的参数是很粗糙的，因为式(8)是根据一阶泰勒公式展开，它本身就是近似成立的。为了避免泰勒级数展开所带来的误差，可以采用 Newton-Raphson 迭代求解。一般，用 Newton-Raphson 求最小值的方法都会涉及到海森(Hessian)矩阵，而本文的方法不需要计算海森矩阵。由经验可知，这种改进的方法可以提高最小值计算的速度和鲁棒性。

$$\begin{cases}x'=\lambda(a_{11}x+a_{12}y+d_1)+\delta\\ y'=\lambda(a_{21}x+a_{22}y+d_2)+\delta\end{cases} \tag{14}$$

3 迭代反投影(IBP)重建

文献[6]提出了一种迭代反投影超分辨率重建方法，该算法的复杂程度比较低，收敛速度较快。将输入的 k 幅观测的 LR 图像 g_k 的第 1 幅 g_0 作为参考图像，应用基于混合仿射模型的配准方法，估计出 LR 图像 g_k 与参考图像 g_0 的子像素位移量。得到第 k 张影像的几何变换算子 T_k。首先对参考图像采用双线性内插的方法获得初值 $f^{(0)}$ (双线性内插会得到比较平滑的解)用它来获取一组和观察图像 $\{g_k\}_{k=1}^K$ 相对应的低分辨率图像 $\{g_k^{(n)}\}_{k=1}^K$：

$$g_k^{(n)}=(T_k(f^{(n)})\times h)\downarrow s \tag{15}$$

其中，h 为系统的点扩散函数(本实验采用高斯函数)；$\downarrow s$ 为降采样算子。

然后把插值图像 $\{g_k-g_k^{(n)}\}_{k=1}^K$ 中的每一个值利用反投影核后投影到 $f^{(0)}$ 的对应部分，用来进一步改进初始假设值。这样就可以获得一幅改进的高分辨率图像 $f^{(1)}$。这个过程将一直被重复，从而缩小误差函数的数值：

$$f^{(n+1)}=f^{(n)}+\frac{1}{k}\sum_{k=1}^K T_k^{-1}(((g_k-g_k^{(n)})\uparrow s)\times p) \tag{16}$$

其中，$\uparrow s$ 为升采样算子；k 为参与重建的影像数量。如果反投影核 p 满足式(17)的条件，则上式将按指数收敛。并且这与初始估计 $f^{(0)}$ 无关。

$$\mathrm{P}\delta-h\times p\ \mathrm{P}_2<\frac{1}{\dfrac{1}{K}\sum\limits_{k=1}^K\mathrm{P}T_k\ \mathrm{P}_2} \tag{17}$$

其中，δ 表示点(0, 0)的单位脉冲相应。

4 仿真实验

改变高分辨率影像 lena(size：512×512 像素，灰度级为 256)的曝光量，产生 3 张曝光量各不相同的图像，然后对每张图像顺序经过几何变形算子 k，5×5 的高斯退化算子，降采样算子，再加上白噪声。共产生 3×4 张大小为 256×256 像素的 LR 图像序列。将式(14)写成如式(18)的矩阵形式，比较图像实际的配准参数和实验模拟的配准参数之间的误差 ΔM_{ij}，来验证混合仿射模型配准的优势。

表 1 为前 4 幅图的模拟参数和实际参数的误差，由表 1

可知变换矩阵的误差很小，这个结果很理想，达到了亚像素配准精度。

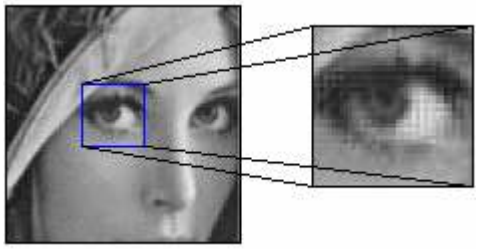
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}\lambda & a_{12}\lambda & \lambda d_1 + \delta \\ a_{21}\lambda & a_{22}\lambda & \lambda d_2 + \delta \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \tag{18}$$

其中，$\Delta M_{ij} = \left| M_{ij} - \hat{M}_{ij} \right| (i = 1,2; j = 1,2,3)$。

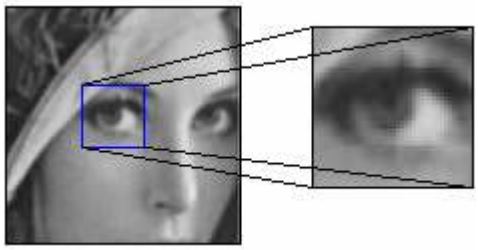
表 1　模拟参数和实际参数的误差

图像	ΔM_{11}	ΔM_{12}	ΔM_{13}	ΔM_{21}	ΔM_{22}	ΔM_{23}
第 1 幅图	0.000 3	2.542 2e-04	0.277 5	2.542 2e-04	0.000 3	0.196 0
第 2 幅图	0.000 1	6.975 3e-04	0.333 4	6.975 3e-04	0.000 1	0.900 0
第 3 幅图	0.001 4	1.093 7e-04	0.578 4	1.093 7e-04	0.001 4	0.011 1
第 4 幅图	0.002 1	3.528 9e-04	0.870 4	3.528 9e-04	0.002 1	0.790 1

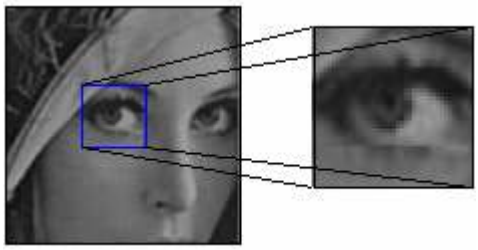
下面把基于混合仿射模型配准后的结果，用迭代反投影方法做超分辨率重建。并与基于一般仿射模型配准的迭代后投影重建方法和双立体差值方法进行实验对比，如图 1 所示。其中，图 1(a)为基于一般仿射模型配准的 IBP 重建结果；图 1(b)为双立体插值结果；图 1(c)为基于混合仿射模型配准的 IBP 重建结果。



(a)基于一般仿射模型配准的 IBP 重建结果



(b)双立体插值结果



(c)基于混合仿射模型配准的 IBP 重建结果

图 1　不同方法的重建结果比较

本文算法结果在视觉上比基于一般仿射模型配准的迭代后投影重建方法和双立体差值方法的结果更接近原始图像。基于一般仿射模型配准的迭代后投影重建方法的结果有明显的格网(图 1(a))，图像质量较差；而双立体插值算法的结果很模糊(图 1(b))；只有图 1(c)视觉效果较好，纹理很清晰。由此可见，本文的算法与基于一般仿射模型配准的迭代后投影重建方法以及和双立体差值方法相比，具有更强的重建能力。

除了直接进行视觉评估外，还采用图像内在结构相似度 MSSIM 以及峰值信噪比 PSNR 作为定量评估测度来比较各方法与原图像的接近程度，结果见表 2。可见，用混合仿射模型配准方法做超分辨率重建，在提高分辨率的同时也使色彩得到了保持和纠正。而如果只考虑几何配准则重建后的效果不是很理想，这体现本文方法的优势。

表 2　3 种重建结果图像的 MSSIM、PSNR 对比结果

算法名称	MSSIM	PSNR/dB
双立体插值	0.890 6	33.288
基于一般仿射模型的 IBP 算法	0.821 1	33.773
基于混合仿射模型配准的 IBP 算法	0.868 4	33.990

5　结束语

本文提出了混合仿射模型的亚像素配准方法，对光度的变化具有稳健性，使得配准模型更加完善，并结合 IBP 超分辨率重建算法取得了较好的实验效果。这种方法可以用于高动态范围成像。但必须指出的是，如果图像过饱和，则这种方法就不很理想，这是需要进一步研究的课题。

参考文献

[1] Tsai R Y, Huang T S. Multiframe Image Restoration and Registration[J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1(7): 101-106.

[2] Keren D, Peleg S, Brada R. Image Sequence Enhancement Using Sub-pixel Displacements[C]//Proc. of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Ann Arbor, Michigan, USA: [s. n.], 1988: 742-746.

[3] 林善明, 朱小艳, 周建华, 等. 一种结合互信息和模板匹配的配准方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(14): 198-200.

[4] 陈爱萍. 基于图像配准的高分辨率重构技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.

[5] Jin H, Favaro P, Soatto S. Real-time Feature Tracking and Outlier Rejection with Changes in Illumination[C]//Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision. [S. 1.]: IEEE Press, 2001: 684-689.

[6] Murat G, Bahadir K G. Super Resolution Approaches for Photometrically Diverse Image Sequence[C]//Proc. of IEEE ICASSP'07. Honolulu, USA: [s. n.], 2007.

编辑　索书志

(上接第 222 页)

[3] Zhao Jie, Yang Yongmin, Li Ge. Real-time Image Processing System Based on Multi-core Processor[C]//Proc. of the 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology Application. [S. 1.]: IEEE Press, 2009: 329-332.

[4] Greg S, Richard B, Yang Xiaoyun. Multicore Image Processing with OpenMP[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(2): 134-138.

[5] Mattson T G, Sanders B A, Massingill B L. Pattern for Parallel Programming[M]. [S. 1.]: Addison-Wesley Professinal, 2004.

[6] 王惠春, 朱定局. 基于 SMP 集群的混合并行编程模型研究[J]. 计算机工程, 2009, 35(3): 271-272.

[7] Gerber R. 软件优化技术——IA32 平台高性能手册[M]. 2 版. 王　涛, 译. 北京: 电子工业出版社, 2007.

编辑　索书志