doi: 10.3788/lop47.051006

基于改进 Keren 配准方法的超分辨率算法

周 波 江月松 唐 华 黎 芳 路小梅

（北京航空航天大学电子信息工程学院，北京 100191）

摘要 提出一种基于边缘检测和 Keren 配准方法的自适应归一化卷积超分辨率重建算法。为了进一步提高低分辨率序列图像间的配准精度，该算法将边缘检测与 Keren 配准算法相结合。首先利用 Roberts 算子对图像序列进行边缘检测，然后利用基于简化四参数仿射变换模型的 Keren 改进算法求出边缘图像间的平移和旋转参数。仿真实验结果表明即使在含有噪声及大角度旋转情况下，相比 Keren 改进算法该算法配准精度得到了显著提高；其中采用 Roberts 算子相比其他传统算子可获得更高的配准精度。最后采用自适应归一化卷积超分辨率融合算法进行超分辨率重建，真实混叠图像序列的实验表明，基于提出的这种配准方法的超分辨率重建图像获得了很好的视觉效果和更高的分辨能力，具有良好的应用价值。

关键词 图像处理；超分辨率；图像配准；边缘检测；超分辨率融合

中图分类号 TP391 **OCIS** 100.6640 100.3008 **文献标识码** A

A Super-Resolution Algorithm Based on Modified Approach of Keren Registration Method

Zhou Bo Jiang Yuesong Tang Hua Li Fang Lu Xiaomei

(*School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing* 100191, *China*)

Abstract An adaptive normalized convolution super-resolution algorithm based on edge detection and Keren registration method is proposed. To further improve registration precision of low-resolution image sequences, we combine Keren registration method with edge detection in the algorithm. Firstly, the edge feature of image sequences is extracted by Roberts operator. Then the registration parameters between edge feature images are obtained by Keren improvement registration method which is based on four parameters affine transformation model. The results of simulation experiment show that if the image edge detection is introduced before the Keren algorithm, the registration precision will be increased greatly even though there are noises and large rotation between images sequences. And a higher precision can be obtained by using Roberts operator compared with other traditional operators. Finally, the adaptive normalized convolution super-resolution fusion algorithm is used to reconstruct high-resolution image from low-resolution image sequences. Excellent reconstruction capability of the super-resolution algorithm based on the proposed registration method is demonstrated through an experimental real aliased image sequences.

Key words image processing; super-resolution; image registration; edge detection; super-resolution fusion

1 引 言

高分辨率高质量的图像受传感器阵列排列密度的限制和欠采样效应的影响，只能获得低分辨率低质量的图像。解决此问题比较有效的方法是采用超分辨率技术。超分辨率技术是利用关于同一场景的有亚像素

收稿日期：2009-04-16; **收到修改稿日期**：2009-08-03

基金项目：国家 863 计划(2007AA12Z114)，武器装备探索研究项目(7130730)资助课题。

作者简介：周 波(1984—)，男，硕士研究生，主要从事图像处理方面的研究。E-mail: zhoubo@ee.buaa.edu.cn

导师简介：江月松(1959—)，教授，博士生导师，主要从事光电成像遥感理论与技术、毫米波与太赫兹光子学技术等方面的研究。E-mail: yuesongjiang@vip.sina.com

位移含冗余信息的降质低分辨率图像序列来重建出高分辨率高质量图像的技术[1,2]，其实质就是用时间带宽来换取空间分辨率。超分辨率处理的基本流程可分为三步：图像配准，插值或融合，图像复原(去噪、去模糊)。所有空域的超分辨率方法基本都涵盖了以上三个基本环节，但在具体实现过程中有人将图像配准和图像重建(综合了插值、去噪、去模糊)同时进行[3]；也有人将图像配准过程和图像重建过程分开进行，即在获取低分辨率图像序列之间的配准关系后再进行重建，其优点是算法思路简单、容易实现[4~6]。

高精度的图像配准，对超分辨率重建至关重要。图像序列间的运动既可以是全局运动，也可以是不规则的局部运动。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。如果目标处于不断运动中，或者相机和观测目标处在不断运动中，此时多帧图像间存在局部运动。对于全局性运动估计问题，D. Keren 等[7]利用泰勒级数展开得到一系列含有运动参数的方程，通过求解这些方程计算运动参数，采用的是刚体变换模型，对较小旋转量的估计效果良好。Fan Chong 等[8]提出了 Keren 改进算法，其采用简化的四参数仿射变换模型避免了角度的泰勒级数展开所带来的误差。图像边缘是图形分析的重要内容也是图像处理领域中一种重要的图像预处理技术。本文将 Keren 改进算法和边缘特征检测方法相结合，低分辨率序列图像在进行 Keren 算法配准之前先进行边缘特征检测，然后再对边缘特征图像进行 Keren 改进算法估计运动参数，采用自适应归一化卷积超分辨率重建算法来对真实图像序列进行超分辨率重建。

2 图像配准

2.1 边缘特征检测

图像边缘是图形的基本特征之一，存在着目标与目标、目标与背景、基元与基元的边界，能标示出目标物体或基元的实际含量。常用的边缘检测方法是利用检测模板或算子，如 Sobel，Prewitt，Canny，Roberts 等，这类基于经典算子边缘检测方法的特点是运算简单、可并行处理。本文采用 Roberts 算子对低分辨率图像序列进行边缘检测以得到边缘图像序列。

Roberts 边缘检测算子就是利用任意一对相互垂直方向上的差分可以看成是梯度的近似求解的原理，即用对角线上相邻像素之差来代替梯度求解。采用的模板如图 1 所示。

$$f_x:\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & -1\end{bmatrix}\quad f_y:\begin{bmatrix}0 & 1\\ -1 & 0\end{bmatrix}$$

图1 Roberts 边缘检测算子方向模板

Fig.1 Direction template of Roberts edge detection operator

如果梯度幅值 $R(i,j)=\sqrt{\left[f(i,j)-f(i+1,j+1)\right]^2+\left[f(i,j+1)-f(i+1,j)\right]^2}$，那么通过差分可以求得 Roberts 算子在差分点 $(i+1/2,j+1/2)$ 处连续梯度幅值的近似值 $R(i,j)$。如果适当选取阈值 T，使得 $R(i,j)>T$，则认为点 (i,j) 为边缘点。基于 Roberts 算子的边缘检测运算速度快，定位精度比较高。

2.2 Keren 改进算法

Fan Chong 等[8]采用的简化四参数仿射变换模型为

$$x'=x+a_1x+a_2y+a_3,\quad y'=y+a_1y-a_2x+a_4\,, \tag{1}$$

式中 a_3 为水平平移，a_4 为垂直平移，旋转角度 $\theta\approx-180/\pi\cdot\arcsin a_2$。参考图像 $f(x',y')$ 与目标图像 $g(x,y)$ 的图像变换关系为

$$g(x,y)=f(x+a_1x+a_2y+a_3,y+a_1y-a_2x+a_4)\,, \tag{2}$$

对(2)式进行二维泰勒级数展开，

$$g(x,y)\approx f(x,y)+(a_1+a_2y+a_3)\frac{\partial f}{\partial x}+(a_1y-a_2x+a_4)\frac{\partial f}{\partial y}, \tag{3}$$

获得误差函数

$$E(a_1,a_2,a_3,a_4)=\sum\left[f(x,y)+(a_1+a_2y+a_3)\frac{\partial f}{\partial x}+(a_1y-a_2x+a_4)\frac{\partial f}{\partial y}-g(x,y)\right]^2, \tag{4}$$

对 $E(a_1,a_2,a_3,a_4)$ 关于 a_1,a_2,a_3,a_4 分别求偏导，并令偏导等于零，则可得

$$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{C}^{-1}\boldsymbol{V}, \tag{5}$$

式中

$$\boldsymbol{C}=\begin{pmatrix}\sum R_1^2 & \sum RR_1 & \sum R_1\frac{\partial f}{\partial x} & \sum R_1\frac{\partial f}{\partial y}\\ \sum RR_1 & \sum R_2 & \sum R\frac{\partial f}{\partial x} & \sum R\frac{\partial f}{\partial y}\\ \sum R_1\frac{\partial f}{\partial x} & \sum R\frac{\partial f}{\partial x} & \sum\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 & \sum\frac{\partial f}{\partial x}\frac{\partial f}{\partial y}\\ \sum R_1\frac{\partial f}{\partial y} & \sum R\frac{\partial f}{\partial y} & \sum\frac{\partial f}{\partial x}\frac{\partial f}{\partial y} & \sum\left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2\end{pmatrix},\quad \boldsymbol{X}=\begin{pmatrix}a_1\\a_2\\a_3\\a_4\end{pmatrix},\quad \boldsymbol{V}=\begin{pmatrix}\sum R_1(g-f)\\ \sum R(g-f)\\ \sum\frac{\partial f}{\partial x}(g-f)\\ \sum\frac{\partial f}{\partial y}(g-f)\end{pmatrix},$$

$$R=y\frac{\partial f}{\partial x}-x\frac{\partial f}{\partial y},\quad R_1=x\frac{\partial f}{\partial x}+y\frac{\partial f}{\partial y}.$$

为了增加算法对噪声的稳健性，Keren 算法采用三层高斯金字塔，也就是对两张都是 N pixel×N pixel 的原始图像，进行高斯滤波和降采样，变成两张 N/2 pixel×N/2 pixel 的图像，重复上述过程，得到两张 N/4 pixel×N/4 pixel 的图像，这样就构成了分辨率由粗到精的图像金字塔。从粗的第一层开始求取 $\boldsymbol{X}$，然后根据 $\boldsymbol{X}$ 对第二层的图像进行旋转和平移改正，再插值获取新的第二层图像，重新计算新的 $\boldsymbol{X}$，以此类推，最后计算出原始图像高精度的配准参数。

3 超分辨率重建

确定图像序列间的运动参数后需要对图像间的冗余信息进行插值或融合以重构出高分辨率图像。Normalized Convolution(NC)算法是一种考虑到信号不确定性因素的局部信号建模技术，最早由 H. Knutsson 等[9]提出，其对图像信息丢失点的内插效果明显。Tuan Q. Pham 等[10]在 NC 算法基础上提出了自适应归一化卷积(ANC)超分辨率融合算法，将 NC 算法用于不规则采样数据的融合。ANC 算法是一种逐像素处理的空域方法，该算法定义了确信度函数和适用度函数，确信度函数描述采样值的可靠性，可对孤立噪声点稳健处理，适用度函数描述各点在局部领域中的重要程度，根据局部领域的特征自适应地决定领域的形状和尺寸，可有效减少边缘模糊。

假设 $\boldsymbol{f}$ 表示整个信号，$n\times1$ 的向量 $\boldsymbol{f}$ 表示给定点所在的局部领域。NC 运算可理解为如何由基向量 $\{\boldsymbol{b}_i\}_1^m$ 的加权范数 $\|\cdot\|_{\mathrm{w}}$ 来表示领域信号的问题。利用 NC 运算可在每一局部领域得到一个系数向量 $\boldsymbol{p}$，$\boldsymbol{p}$ 中第一个元素即为局部领域中心点的估计值[6,10,11]，

$$\boldsymbol{p}=\left(\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^2\boldsymbol{B}\right)^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^2\boldsymbol{f}, \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{B}=[b_1b_2\cdots b_{\mathrm{m}}]$ 是 $n\times m$ 基矩阵，由 m 个基函数 $\boldsymbol{b}_i(i=1,\cdots m)$ 组成。基函数是用于给出信号的局部模型，常用的基函数是采用多项式基：$\{\boldsymbol{e},\boldsymbol{x},\boldsymbol{y},\boldsymbol{x}^2,\boldsymbol{y}^2,\boldsymbol{xy},\cdots\}$，其中 $\boldsymbol{e}=[111\cdots1]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{x}=[x_1\ x_2\cdots x_n]^{\mathrm{T}}$，

$\boldsymbol{x}^2=\left[x_1{}^2\ x_2{}^2\cdots x_n{}^2\right]^{\mathrm{T}}$，依此类推，其元素由局部坐标值$\{x_i,y_i\}$构成。用确信度矩阵 $\boldsymbol{c}$ 表示整个信号的可信程度，用$n\times1$的列向量 $\boldsymbol{c}$ 表示 $\boldsymbol{f}$ 的确信度，在[0,1]间取值，取值越大，可信度越高；用$n\times1$向量 $\boldsymbol{a}$ 表示领域中信号的适用度。定义$n\times n$的矩阵$\boldsymbol{W_a}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{a})$，$\boldsymbol{W_c}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{c})$以及$\boldsymbol{W}^2=\boldsymbol{W_a}\cdot\boldsymbol{W_c}$，其值由信号确信度矩阵 $\boldsymbol{c}$ 和适用度矩阵 $\boldsymbol{a}$ 在该点的采样乘积得到。

根据稳健误差范数和双边滤波思想，将确信度定义为误差$\left|f-f'\right|$的高斯函数[10]

$$c(s,s_0)=\exp\left\{-\frac{\left[f(s)-f'(s,s_0)\right]^2}{2\sigma_r{}^2}\right\}\ ,\tag{7}$$

式中 $f(s)$ 为在 s 点观测到的灰度值，$f'(s,s_0)$ 为 NC 运算求得的，其中确信度全部预设为 1，选一般高斯函数作为适用度函数。σ_r 定义了误差$\left|f-f'\right|$的容许范围，误差越小于σ_r的样本，其确信度越接近于 1；误差大于$2\sigma_r$的样本，确信度则较低，因此能够去除大部分的高斯噪声。σ_r 可取为噪声标准差σ_{noise}的 2~3 倍。由于确信度函数具有这种稳健性，使得 NC 算法用于不规则采样数据融合的超分辨率重建过程时，可对配准误差和大的噪声点具有很强的稳健性。

本文采用的适用度函数是一种各向异性的高斯函数[10]

$$a(s_0,s)=\rho(s-s_0)\exp\left\{-\left[\frac{x\cos\phi+y\sin\phi}{\sigma_u{}^2(s_0)}\right]^2+\left[\frac{-x\sin\phi+y\cos\phi}{\sigma_v{}^2(s_0)}\right]^2\right\}\ ,\tag{8}$$

式中 ρ 是中心在原点的窗函数，满足当$|s|<r$时，$\rho(s)=1$，r 为最大支撑半径，取 r 为 4，即 4 个像素，$s-s_0$ 为输入样本到中心点的局部坐标。核函数形状由非负尺度参数$\sigma_u=(a/a+A)\sigma_c$和$\sigma_v=(a+A/a)\sigma_c$确定。其中调整参数 a 为适用度函数的偏心率上限值，取 a =0.5。各向异性$A=(\lambda_{\max}-\lambda_{\min})/(\lambda_{\max}+\lambda_{\min})$，$\lambda_{\max}$和$\lambda_{\min}$分别是局部二阶梯度矩阵$\left[I_x^2\quad I_xI_y;\ I_xI_y\quad I_x^2\right]=\lambda_{\max}\vec{u}\vec{u}^{\mathrm{T}}+\lambda_{\min}\vec{v}\vec{v}^{\mathrm{T}}$的最大、最小特征值。平行于$\vec{u}$的方向的是图像的局部梯度方向，局部主要方向$\phi=\arg(u)$。$I_x=\partial I/\partial x$和$I_y=\partial I/\partial y$为对应的梯度。局部样本密度$\sigma_c(s_0)$定义为样本确信度的高斯加权和，将确信度值以双线性模式分配到邻近四个高分辨率栅格上，再将每点分配的确信度求和作为该点的密度以得到一个密度图像，建立局部尺度与密度图像的对应，让局部尺度$\sigma_c(s_0)$在2^i $(i=-1,0,1,2,\cdots)$取值。这种综合考虑样本密度和局部梯度的适用度函数不仅可以根据局部样本密度自适应地调整领域的尺寸，样本密度大时收缩，样本稀疏时扩张；还可以根据局部结构自适应地选择领域的形状。

4 实　　验

为了验证本文配准方法的有效性，首先进行图像配准的仿真实验，实验采用 MATLAB 软件自带的 512 pixel×512 pixel 的国际标准测试图 Lena，并根据超分辨率图像观测模型，对 Lena 灰度图进行旋转、平移、高斯模糊和降采样，模拟产生 90 张分辨率降低到 128 pixel×128 pixel 的图像序列。其中第一张图像的旋转角度、平移像素数和噪声都为零，将其作为参考图像；其余 89 幅低分辨率图像，水平和垂直平移都在 5 个像素内任意取值，旋转角度在 15°内任意取值，添加信噪比首项为 99、公差为－1 的等差数列的高斯白噪声。根据本文的方法对仿真得到的 90 幅低分辨率图像序列进行配准,并与 Keren 改进算法[8]对比，还将边缘检测的 Roberts 算子与其他经典算子(Sobel 算子，Canny 算子，Prewitt 算子)进行了比较，阈值由 MATLAB 软件 edge 函数自动选择，以比较各算子结合 Keren 算法进行图像配准的效果。最后，将平移参

数和旋转参数的估计值和原始值进行比较，计算出平移和旋转角的绝对误差平均值和绝对误差方差，实验结果如表 1 所示。其中第一列采用的是 Keren 改进算法[8]，后四列采用的是在 Keren 改进算法之前分别引入不同算子边缘检测的配准方法。

表 1 不同算法平移和旋转参数的绝对误差的均值和方差比较

Table 1 Comparison of the average absolute error(μ) and the standard deviation of the error(σ) for the shift and rotation parameters in different algorithms

Parameters	Keren algorithm	Sobel operator	Canny operator	Prewitt operator	Roberts operator
μ	0.2716	0.0832	0.0730	0.0695	0.0606
Shift σ	0.0660	0.0044	0.0028	0.0031	0.0035
μ	0.5229	0.3112	0.3250	0.3163	0.1844
Rotation angle σ	0.0743	0.1064	0.0580	0.1189	0.0216

从表 1 可看出，在 Keren 改进算法之前引入边缘检测可以使得配准精度提高 1 倍以上，尤其是平移参数的精度得到了大幅提高，平移的绝对误差均值减小了一半以上，达到了 0.1 pixel 以下，可满足高精度超分辨率重建的要求；相比于其他经典算子，引入基于 Roberts 算子的边缘检测可使 Keren 算法的配准误差达到最小。

为了表明本文算法的超分辨率重建效果，对一组 30 幅分辨率为 57 pixel×49 pixel 的真实图像序列[12]进行超分辨率处理，其中指定边缘检测阈值 T 为 0.05，超分辨率重建图像分辨率为 228 pixel×196 pixel，结果如图 2(d)所示。并与第一幅低分辨率图像双三次插值放大 4 倍[如图 2(a)]、文献[5]的算法[如图 2(b)]和 Keren 迭代配准插值重建算法[如图 2(c)]相比较。真实混叠图像序列的实验表明，基于本文配准方法的超分辨率重建效果显著，相比其他算法不仅可以平滑噪声，还可以很好地保持图像的边缘特征，视觉效果显著提高。

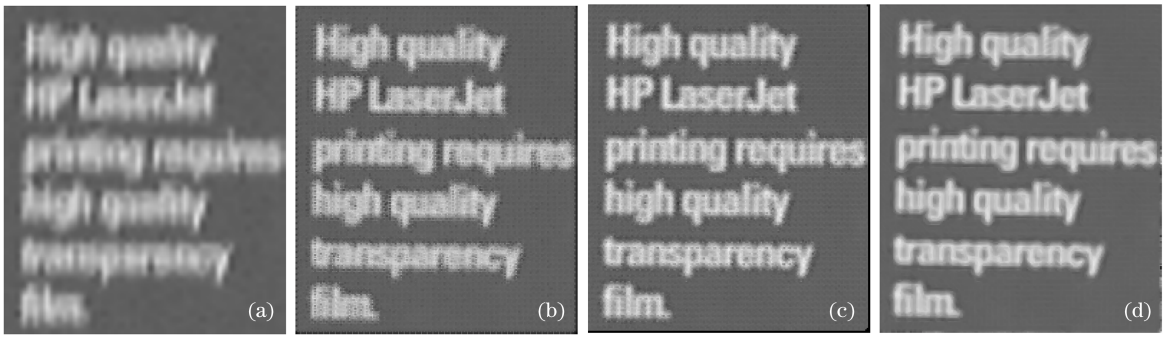

图 2 不同算法对真实图像序列的超分辨率重建结果对比。(a)单张图像放大插值；(b)频域方法；(c)Keren 迭代算法；(d)本文算法

Fig.2 Comparison of results of super-resolution reconstruction for real image sequences in different algorithms.(a) interpolation to magnifying of single frame;(b)the frequency domain algorithm; (c) Keren iterative algorithm;(d) our algorithm

5 结　　论

针对低分辨率图像序列的超分辨率技术，提出了一种基于边缘检测和 Keren 配准方法的自适应归一化卷积超分辨率重建算法。为了进一步提高 Keren 改进算法的配准精度，在进行 Keren 改进算法之前引入基于 Roberts 算子的图像边缘检测，求得边缘图像后再进行 Keren 改进算法计算运动参数。对仿真的 90 幅低分辨率图像进行了配准仿真实验。实验结果表明，即使在含有噪声及大角度旋转情况下，相比 Keren 改进算法，本文算法的配准精度得到了显著提高，相比其他经典算子采用 Roberts 算子进行边缘检测时的配准精度也最优。得到配准参数后采用 ANC 算法进行超分辨率重建，对真实混叠图像序列进行了超分辨率重建实验，实验结果表明基于本文配准方法的超分辨率重建图像获得了很好的视觉效果和更高的分辨能力。

参 考 文 献

1 T. S. Huang, R. Y. Tsay. Multiple frame image restoration and registration[J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing,* 1984, **1**(2): 317~339

2 S. C. Park, M. K. Park, M. G. Kang. Super-resolution image reconstruction: a technical review[J]. *IEEE Signal Processing Magazine,* 2003, **3**: 21~35

3 R. C. Hardie, K. J. Barnard, E. E. Armstrong. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images[J]. *IEEE Trans. Image Processing,* 1997, **12**(6): 1621~1633

4 S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad *et al.*. Fast and robust multi-frame super-resolution[J]. *IEEE Transactions on Image Processing,* 2004, **10**(13): 1327~1344

5 Fan Chong, Gong Jianya, Zhu Jianjun. POCS Super-resolution sequence image reconstruction based on image registration excluded aliased frequency domain[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,* 2006, **35**(4): 358~362
范 冲, 龚健雅, 朱建军. 一种基于去混叠影像配准方法的POCS超分辨率序列图像重建[J]. 测绘学报, 2006, **35**(4): 358~362

6 Yang Aiping. Research on Algorithms of Image Super-resolution[D]. Tianjin: Tianjin University, 2008. 47~70
杨爱萍. 图像超分辨率相关算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2008. 47~70

7 D. Keren, S. Peleg, R. Brada. Image sequence enhancement using sub-pixel displacement[C]. Proceedings of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1988. 742~746

8 Fan Chong, Gong Jianya, Zhu Jianjun *et al.*. An improvement approach based on Keren sub-pixel registration method[C]. ICSP2006 Proceedings, 2006. 1~4

9 H. Knutsson, C. F. Westin. Normalized and differential convolution: methods for interpolation and filtering of incomplete and uncertain data[C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , 1993. 515~523

10 Tuan Q. Pham, Lucas J. van Vliet, Klamer Schutte. Robust fusion of irregularly sampled data using adaptive normalized convolution[C]. JASP 2006 Proceedings, 2006, **83268**: 1~12

11 G. Farnebäck. Polynomial Expansion for Orientation and Motion Estimation[D]. Sweden: Linköping University, 2002. 19~38

12 http://users.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/datasets/text.mat