

文章编号 1004-924X(2009)02-0409-08

# 一种图像配准的超分辨率重建

覃凤清<sup>1,2</sup>, 何小海, 陈为龙<sup>1</sup>, 吴 炜<sup>1</sup>, 杨晓敏<sup>1</sup>

(1. 四川大学 电子信息学院图像信息研究所, 四川 成都, 610064;

2. 宜宾学院 计算机科学与技术系, 四川 宜宾, 644007)

**摘要:**提出了一种具有子像素级精度的图像配准方法,并通过迭代反投影算法进行超分辨率重建。介绍了基于 3 参数模型的图像配准方法并提出了基于 4 参数模型的图像配准方法,由于没有直接将旋转角度参量引入到运动模型中,有效地避免了原方法中泰勒级数展开时的小角度假设。最后,根据配准算法所得到的子像素级运动信息,用迭代反投影算法进行超分辨率重建。分别对多幅具有较大运动的模拟及真实的低分辨率图像进行实验,结果表明:该配准算法取得了更高的精度,平均平移误差减少了 0.026 1 pixel,平均旋转角度误差减少了 0.356 4°;重建图像具有更好的视觉效果,平均 PSNR 值提高 0.75 dB。本文方法可以被广泛地应用于相互间主要存在平移和大角度旋转的多幅低分辨率图像的大倍数超分辨率重建,可满足实际应用要求。

**关键词:**图像配准;超分辨率重建;子像素;迭代反投影

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Super-resolution reconstruction method of image registration

QIN Feng-qing<sup>1,2</sup>, HE Xiao-hai, CHEN Wei-long<sup>1</sup>, WU Wei<sup>1</sup>, YANG Xiao-min<sup>1</sup>

(1. *Image Information Institute, College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China;*

2. *Department of Computer Science and Technology, Yibin University, Yibin 644007, China*)

**Abstract:** In order to improve the precision of registration algorithm and the quality of reconstructed image, an image registration method with sub-pixel precision is proposed, and super-resolution reconstruction is performed through iterative back projection algorithm. Firstly, an image registration method based on three-parameter model is introduced. Then, an image registration algorithm based on four-parameter model is proposed. Because the rotation angle is not directly included in the movement model, the hypothesis of small rotation angle in Taylor series expanding in original method is avoided effectively. Finally, according to the movement information with sub-pixel precision gained by registration algorithms, super-resolution reconstruction is performed with iterative back projection algorithm. The experiments on simulated and real low-resolution images with big movement are carried out respectively, and the results indicate that proposed image registration algorithm obtains a higher reconstruction precision. The average translation error is reduced by 0.026 1 pixels and the average

收稿日期:2008-03-25;修订日期:2008-05-08.

基金项目:教育部科学技术研究重点项目资金资助项目(No. 107094)

rotation angle error is decreased by  $0.3564^\circ$ . The reconstructed image has better visual effect and the average PSNR is increased by 0.75 dB. These results show that proposed method can be used in the large multiple super-resolution reconstruction of low-resolution images with translation and big rotation, and can meet the requirements of practical application.

**Key words:** image registration; super-resolution reconstruction; sub-pixel; iterative back projection

## 1 引言

在许多应用场合(如医学、遥感、天文、军事等)中都需要获得高分辨率的图像,以便提高目标的识别能力和定位测量的精度,但因欠采样、低分辨率传感器点扩散以及光学模糊等因素导致通常所得到的数字图像是低质量、低分辨率的。通过硬件方法来提高图像分辨率的费用昂贵且实现难度大,解决该问题的一个有效方法是超分辨率重建技术。图像超分辨率重建是指利用来自相同场景的多幅形变、模糊、下采样和有噪声的低分辨率图像信息来重建一幅更高分辨率的图像<sup>[1]</sup>。在本文中,一幅更高分辨率的图像被定义为一幅具有更高分辨率能力的图像。仅仅通过上采样和插值一幅低分辨率图像,虽然所获得的图像具有更大数量的像素值,但并不包含比原始图像更多的细节信息,因此图像的分辨率能力没有被提高。许多数字相机可以在很短的时间内对同一场景进行拍摄得到多幅图像,超分辨率重建技术就是利用这些低分辨率图像在空间上互补的子像素级运动信息,对在成像过程中损失的部分高频细节信息进行恢复,以提高图像的分辨能力。

图像配准是超分辨率重建的关键技术之一,配准的精度将直接影响到重建图像的质量。由于配准时只能利用低分辨率图像中的信息,因此很难达到比较精确的估计。目前,图像配准方法主要包括频率域法<sup>[2-6]</sup>和空间域法<sup>[7-10]</sup>两大类,许多配准算法的精度有待提高而且适用场合也非常有限,其大都是在假设图像之间的运动为微运动的前提下进行的小倍数重建。空间域图像配准方法具有比频率域法更为普通的运动模型,其中,文献[7]提出了一种基于 3 参数刚体变换模型的平面运动估计算法,在小运动(旋转角度  $< 6^\circ$ )的情况下能获得较为精确的运动信息。为了扩大其适用范围,通过迭代求解对该方法进行了优化。

虽然优化后的算法对于大运动情况仍能进行配准,但由于其本质上仍是基于小角度假设条件下的泰勒级数展开,因此对于大角度的情况存在较大的配准误差。本文在此基础上提出了基于 4 参数模型的图像配准方法,由于没有直接将旋转角度参量引入到运动变换模型中,因而有效地避免了原方法中的小角度假设,对于大角度旋转的情况仍能进行较精确的配准。文中分别针对相互间存在较大运动的模拟的与实际的低分辨率图像序列,根据图像配准算法所得到的子像素级运动信息,通过迭代反投影<sup>[11]</sup>算法进行超分辨率重建。实验证明本文方法具有更高的配准精度和更好的重建效果,具有较宽的适用范围。

## 2 图像超分辨率重建方法

### 2.1 3 参数图像配准方法

在文献[7]中,采用 3 参数刚体变换模型对图像进行子像素级精度的图像配准。假设两幅待配准的低分辨率图像分别为  $r$  和  $g$ , 两幅图像之间水平方向的平移量为  $a$ , 垂直方向的平移量为  $b$ , 旋转角度为  $\theta$ , 二维空间坐标点  $(x, y)$  与  $(x', y')$  之间的刚体变换模型为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}. \quad (1)$$

则图像  $r(x, y)$  和  $g(x', y')$  在数学上的变换关系可以表示为:

$$g(x', y') = r(x \cos \theta - y \sin \theta + a, y \cos \theta + x \sin \theta + b). \quad (2)$$

当  $\theta$  较小 ( $< 6^\circ$ ) 时, 将  $\cos \theta$  和  $\sin \theta$  用泰勒级数展开并取前两项, 将得到:

$$g(x', y') \approx r\left(x + a - y \frac{\theta^2}{2}, y + b + x \frac{\theta^2}{2}\right). \quad (3)$$

对函数  $r$  在点  $(x, y)$  处进行二维泰勒级数展开到第一项, 可以得到如下所示的一次近似式:

$$g(x, y) = r(x, y) + (a - y - \frac{x^2}{2}) \frac{\partial r}{\partial x} + (b + x - \frac{y^2}{2}) \frac{\partial r}{\partial y}, \quad (4)$$

则  $r$  与  $g$  之间的误差函数可以表示为:

$$E(a, b, ) = [r(x, y) + (a - y - \frac{x^2}{2}) \frac{\partial r}{\partial x} + (b + x - \frac{y^2}{2}) \frac{\partial r}{\partial y} - g(x, y)]^2, \quad (5)$$

其中, 表示对  $r$  和  $g$  的重叠部分进行求和。分别求关于  $a, b,$  的偏导数并分别令其为零, 忽略非线性项及一些小系数项, 得到估计的运动配准参数为:

$$X = C^{-1}V, \quad (6)$$

其中:  $X = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \\ \hat{c} \\ \hat{d} \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial x}(g - r) \\ \frac{\partial r}{\partial y}(g - r) \\ D(g - r) \end{bmatrix},$

$$C = \begin{bmatrix} (\frac{\partial r}{\partial x})^2 & \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial y} & D \frac{\partial r}{\partial x} \\ \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial y} & (\frac{\partial r}{\partial y})^2 & D \frac{\partial r}{\partial y} \\ D \frac{\partial r}{\partial x} & D \frac{\partial r}{\partial y} & D^2 \end{bmatrix},$$

而  $D = x \frac{\partial r}{\partial y} - y \frac{\partial r}{\partial x}.$

该算法对于小运动的情况能取得较高精度的配准参数, 平移误差大约为 0.03 pixel, 旋转角度误差大约为 0.03°。由于在获得式(3)和式(4)时进行了近似处理, 因此式(6)仅仅对于  $a, b,$  均较小时有效, 当旋转角度超过 6 时, 将会出现较大的误差。

为了扩大该算法的适用范围, 对该算法进行优化, 通过式(7)的迭代逼近算法求解运动配准参数:

$$X_{k+1} = C_k^{-1}V_k + X_k, \quad (7)$$

其中,  $k$  表示迭代次数,  $X_{k+1}$  与  $X_k$  分别表示第  $k + 1$  次与第  $k$  次迭代所得到的运动配准参数, 初始值  $X_0 = [0, 0, 0]^T$ 。首先用  $X_k$  对参考图像  $r$  进行相应的平移和旋转操作, 将所得到的图像与图像  $g$  进行配准, 得到当前的运动参数  $C_k^{-1}V_k$ ; 然后用每次估计的累加值  $X_{k+1}$  替代  $X_k$  重复进行以上操

作, 直到达到最大迭代次数或者相对误差  $|X_{k+1} - X_k|^2 / |X_k|^2 <$  设定阈值时结束。

### 2.2 4 参数图像配准方法

虽然优化后的 3 参数法对于大运动的情况也能进行配准, 但其刚体变换模型并没有改变, 仍是在小角度的假设条件下通过泰勒级数展开的方法来获得运动参数, 因此对大角度的情况难免存在一定的配准误差。为了克服该缺点, 本文提出了基于 4 参数模型的运动配准方法, 该方法没有直接将旋转角度参量引入到运动模型中, 坐标点之间的变换模型如式(8)所示:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1+c & -d \\ d & 1+e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中,  $a, b, c, d$  是运动变换的 4 个参数。因此有:  $g(x, y) = r(x + cx - dy + a, y + dx + cy + b)$ 。采用与前面类似的方法, 将该等式的右边部分在点  $(x, y)$  处进行二维泰勒级数展开并忽略高次项, 可以得到误差函数为:

$$E(a, b, c, d) = [r(x, y) + (cx - dy + a) \frac{\partial r}{\partial x} + (dx + cy + b) \frac{\partial r}{\partial y} - g(x, y)]^2, \quad (9)$$

对上式分别求关于  $a, b, c, d$  的偏导数并分别令其为零, 得到估计的 4 个运动配准参数值为:

$$X = C^{-1}V, \quad (10)$$

其中,  $X = \begin{bmatrix} \hat{c} \\ \hat{d} \\ \hat{e} \\ \hat{f} \end{bmatrix}; V = \begin{bmatrix} D_2(g - r) \\ D_1(g - r) \\ \frac{\partial r}{\partial x}(g - r) \\ \frac{\partial r}{\partial y}(g - r) \end{bmatrix};$

$$C = \begin{bmatrix} D_2 D_2 & D_1 D_2 & D_2 \frac{\partial r}{\partial x} & D_2 \frac{\partial r}{\partial y} \\ D_2 D_1 & D_1 D_1 & D_1 \frac{\partial r}{\partial x} & D_1 \frac{\partial r}{\partial y} \\ D_2 \frac{\partial r}{\partial x} & D_1 \frac{\partial r}{\partial x} & \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial x} & \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial y} \\ D_2 \frac{\partial r}{\partial y} & D_1 \frac{\partial r}{\partial y} & \frac{\partial r}{\partial x} \frac{\partial r}{\partial y} & \frac{\partial r}{\partial y} \frac{\partial r}{\partial y} \end{bmatrix},$$

而  $D_1 = x \frac{\partial r}{\partial y} - y \frac{\partial r}{\partial x}; D_2 = x \frac{\partial r}{\partial x} + y \frac{\partial r}{\partial y}.$

最后, 将根据 4 参数运动模型所得到的最佳配准参数  $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}, \hat{d}$  转换到 3 参数刚体变换模型,

即可得到水平平移量为  $a$ 、垂直平移量为  $b$ ，以及旋转角度为  $\arcsin(\theta) \times 180^\circ$ 。

### 2.3 迭代反投影重建算法

如果重建的超分辨率图像接近原始的高分辨率图像，那么由重建的超分辨率图像在低分辨率

观察模型下仿真输出的低分辨率图像应该与系统输入的低分辨率图像一致，将两者之间的误差投影到高分辨率图像上，随着误差收敛，就可以得到相应的超分辨率图像。根据该思想，可以得到迭代反投影方法的模拟过程如图 1 所示。

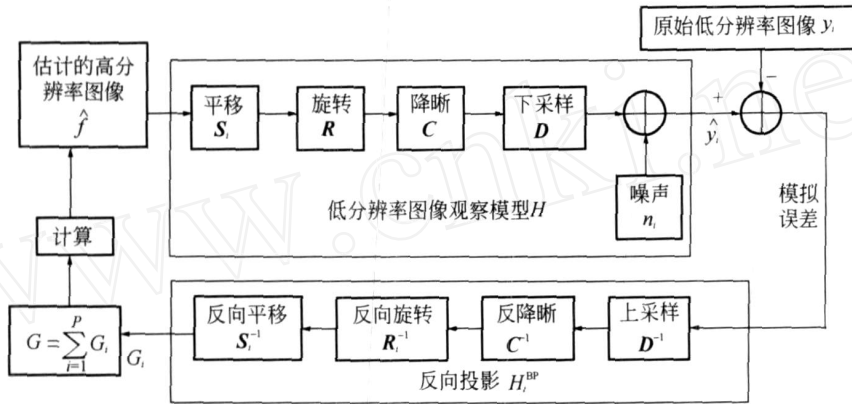


图 1 迭代反投影方法示意图

Fig. 1 Sketch map of iterative back-projection method

其中， $P$  为用于重建的低分辨率图像的帧数； $y_i (1 \leq i \leq P)$  为实际的低分辨率图像序列； $\hat{y}_i$  为  $f$  在低分辨率观察模型下得到的模拟低分辨率图像； $S_i$ 、 $R_i$ 、 $C$ 、 $D$  分别为平移、旋转、降晰、下采样操作的矩阵表示形式， $n_i$  为系统噪声的向量表示形式； $H_i^{BP}$  为反向投影操作数，它使迭代过程收敛并且使重建图像能接近于原始的高分辨率图像，模拟误差定义为模拟低分辨率图像与实际低分辨率图像的差值 ( $\hat{y}_i - y_i$ )； $G$  为在本次迭代过程中所有模拟误差在高分辨率图像栅格上的反向投影之和。

在低分辨率图像观察模型中，本文较为全面地考虑到了成像系统的降质模型，主要包括运动、降晰、下采样和系统噪声 4 个过程。其中，运动过程主要考虑高分辨率图像相对于传感器平面的全局平移及旋转操作。采用空间不变的高斯点扩展函数对降晰过程进行模拟，且假定系统噪声为零均值加性高斯白噪声。在迭代反投影方法中，每一个实际低分辨率图像被看作是被拍摄场景的一个投影。首先，通过将估计的高分辨率图像投影到低分辨率图像退化模型  $H$  上，产生  $P$  幅模拟的低分辨率图像序列；然后，将模拟误差反投影到高分辨率图像栅格上；最后根据反投影后的误差之和来更新估计的高分辨率图像。通过多次迭代，随着误差收敛，最终可得到估算的高分辨率图

像，即超分辨率图像。得到的迭代反投影算法的数学描述为：

$$\hat{f}^{k+1} = \hat{f}^k - \sum_{i=1}^P H_i^{BP} (\hat{y}_i^k - y_i), \quad (11)$$

其中， $k$  为迭代次数， $\hat{f}^{k+1}$  和  $\hat{f}^k$  分别为第  $k+1$  次和第  $k$  次迭代所得到的超分辨率图像； $\hat{y}_i^k$  为  $\hat{f}^k$  在低分辨率观察模型下仿真得到的低分辨率图像；为梯度步长。主要算法如下：

Step 1 当迭代次数  $k=0$  时，初始估计的高分辨率图像  $\hat{f}^0$  取为参考图像的双线性插值放大图像；

Step 2 当  $k <$  最大迭代次数时，重复执行 Step 2.1 至 Step 2.5；

Step 2.1  $i=1, \hat{f}^0 = \hat{f}^k, k=k+1$ ；

Step 2.2 当  $i \leq P$  时，重复执行 Step 2.2.1 至 Step 2.2.4；

Step 2.2.1 将  $\hat{f}^0$  通过低分辨率观察模型，产生模拟的低分辨率图像  $\hat{y}_i^k$ ；

Step 2.2.2 计算当前的模拟误差： $\hat{y}_i^k - y_i$ ；

Step 2.2.3 将模拟误差反投影到高分辨率图像栅格上，得到  $G_i^k = H_i^{BP} (\hat{y}_i^k - y_i)$ ；

Step 2.2.4  $i=i+1$ ；

Step 2.3 计算误差之和： $G^k = \sum_{i=1}^P G_i^k$ ；

Step 2.4 通过式 (11) 计算本次迭代所估计的高

分辨率图像  $f^{k+1}$ ;

Step 2. 5 如果相对误差  $|f^{k+1} - f^k|^2 / f^{k-2} < 10^{-4}$ , 跳转执行 Step 3, 否则执行 Step 2;

Step 3 结束循环。

### 3 实验结果

#### 3.1 模拟图像

为了定量地测试图像配准算法的精度及超分辨率重建图像的质量, 针对一幅给定的高分辨率图像, 将其通过低分辨率图像观察模型生成多幅模拟低分辨率图像, 然后对它们进行 2 倍超分辨率重建。本文以大小为 256 pixels × 256 pixels 的 lena 灰度图像作为原始的高分辨率图像, 为了避免边界的影响, 在图像四周添加了宽度为 32 pixels 的零窗, 形成了大小为 320 pixels × 320 pixels 的模拟高分辨率图像。首先对该高分辨率图像进行不同大小的水平平移、垂直平移和旋转操作, 其中, 旋转角度取值较大 (实验中任意取为  $[-20^\circ, 20^\circ]$ ); 然后, 将运动后的图像与高斯模板进行卷积来模拟光学系统的降晰过程, 高斯模板大小取为 5 × 5, 方差为 1; 最后, 进行 2 倍下采样, 并加入方差为 0.25 的高斯白噪声, 生成 20 幅模拟的低分辨率图像序列。

以第一幅未经平移和旋转的低分辨率图像作为参考图像, 对其余图像进行运动配准。所有图

像的水平平移误差为  $\bar{d}_a = (\sum_{i=1}^{20} |da_i|) / 20$ , 垂直

平移误差为  $\bar{d}_b = (\sum_{i=1}^{20} |db_i|) / 20$ , 平均平移误差

为  $\bar{d}_{ab} = (\bar{d}_a + \bar{d}_b) / 2$ , 平均旋转角度误差为  $\bar{d} =$

$(\sum_{i=1}^{20} |d_i|) / 20$ , 所有重建图像的平均 PSNR 值

为  $PSNR_{ave} = (\sum_{i=1}^{20} PSNR_i) / 20$ 。其中,  $|da_i|$ 、 $|db_i|$  和  $|d_i|$  分别表示对第  $i$  幅图像进行配准后所得到的水平平移、垂直平移和旋转角度的误差

的绝对值,  $PSNR_i$  为第  $i$  幅重建图像相对于模拟高分辨率图像的峰值信噪比。

分别采用 3 参数法和本文算法进行图像配准, 所得到的每幅图像的运动配准误差如图 2 所示。在不同低分辨率图像数目的情况下, 分别根据两种配准算法得到运动信息, 采用迭代反投影算法进行图像超分辨率重建, 并将参考图像通过 2 倍双线性插值放大进行重建, 以上 3 种方法所得到的重建图像的 PSNR 值如图 3 所示。所有图像的平均运动配准误差及重建图像的平均 PSNR 值如表 1 所示。

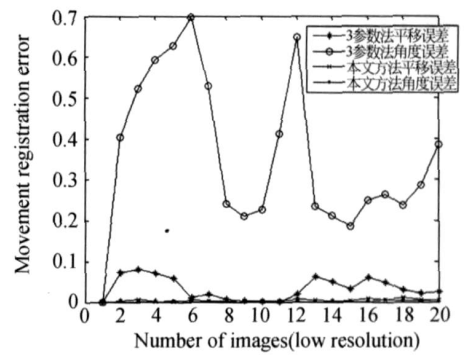


图 2 运动配准平均误差 (平移误差单位: pixel, 角度误差单位: (°))

Fig. 2 Average error of movement registration (unit of shift error: pixel, unit of angle error: (°))

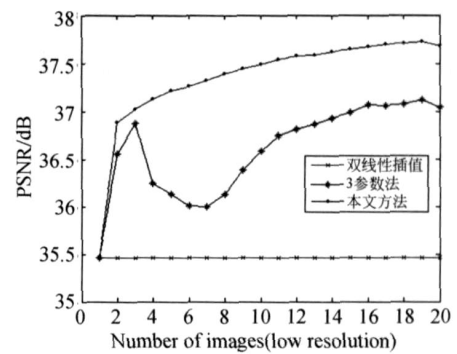


图 3 重建图像的 PSNR

Fig. 3 PSNR of reconstructed images

表 1 平均运动配准误差及平均 PSNR 值

Tab. 1 Average movement registration error and average PSNR

	$\bar{d}_a$ /pixel	$\bar{d}_b$ /pixel	$\bar{d}_{ab}$ /pixel	$\bar{d}$ / (°)	$PSNR_{ave}$ /dB
3 参数法	0.034 0	0.026 8	0.030 4	0.358 1	36.602 1
本文方法	0.004 9	0.003 6	0.004 3	0.001 7	37.352 1

从图 2 及表 1 可以看出,对于多幅经过平移和大角度旋转的低分辨率图像,虽然两种图像配准算法都能取得子像素级精度的运动配准参数,但采用本文图像配准方法所得到的配准误差更小,其中,所有图像的平均平移误差减少了 0.026 1 pixel,平均旋转角度误差减少了 0.356 4°。因此,本文方法具有更高的配准精度,可以更精确地估计出低分辨率图像之间的运动参数。从图 3 及表 1 可以看出,采用双线性插值算法所得到的 PSNR 值为 35.449 1 dB,低于超分辨率重建图像的 PSNR 值。由于本文图像配准算法取得了更高的配准精度,因此重建图像具有更高的分辨率,平均 PSNR 值比 3 参数法提高了 0.75 dB。另外,用于重建的低分辨率图像数目越多,互补信息就越多,本文方法所获得的重建效果越好;但图像数目增大到一定范围时,PSNR 增长缓慢,而且会增大运算量,导致算法复杂度也会相应地增加。因此,用于重建的实际低分辨率图像的数量需要根据具体情况来取值。

### 3.2 实际图像

用运动中的相机对一个车牌进行拍摄,将所得到的 8 幅图像作为输入的低分辨率图像序列,如图 4 所示。每幅图像大小为 64 pixel  $\times$  48 pixel,这些图像均较模糊而且相机的运动幅度较大。水平及垂直方向的重建倍数取为 4,即重建图像大小为 256 pixels  $\times$  192 pixels。



图 4 低分辨率图像序列

Fig. 4 Sequence of low-resolution images

对参考图像进行双线性插值,放大 4 倍后的重建图像如图 5(a) 所示。以第一幅低分辨率图像作为参考图像,分别采用 3 参数法和本文方法进行运动配准,估计每幅图像相对于参考图像的水平平移量、垂直平移量和旋转角度,其中,本文配准算法所得到的旋转角度大至 29.710 7°。然后根据两种配准算法所得到的运动参数,采用迭代反投影算法进行超分辨率重建,所得到的重建图像分别如图 5(b) 及图 5(c) 所示。从实验结果

可以看出,虽然插值放大后的图像具有更大数量的像素值,但由于只利用了单幅图像的信息,因此重建图像的分辨能力并没有被提高。由于超分辨率重建时利用了多幅低分辨率图像之间互补的子像素级运动信息,因此可以对部分高频细节信息进行恢复,获得更高的分辨率。其中,本文方法所得到的重建图像更为清晰,具有更高的分辨能力和更好的视觉效果。



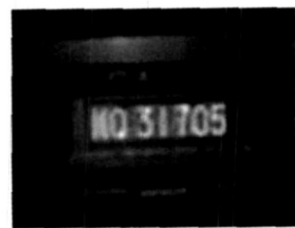
(a) 双线性插值

(a) Bilinear interpolation



(b) 3 参数法

(b) Three-parameter method



(c) 本文方法

(c) Our algorithm

图 5 4 倍放大的重建图像

Fig. 5 Reconstructed images with four multiple magnification

## 4 结 论

针对相互间存在平移和旋转运动的多幅低分辨率图像,本文通过配准算法得到图像之间的子像素级运动信息,然后通过迭代反投影算法进

行超分辨率重建。其中,图像配准是超分辨率重建中的关键环节,提高配准算法的精度和重建图像的质量是目前急需解决的问题。目前已有的许多配准方法在实际应用场合仍然无法取得令人满意的效果,而且适用场合非常有限。本文的图像配准方法具有较高的配准精度和较大的适用范围,在平移量较小情况下,对于旋转角度在  $45^\circ$  以内的图像能取得子像素级的配准精度。在迭代反投影重建算法中,首先将估计的高分辨率图像投影到低分辨率图像退化模型上,以产生多幅模拟的低分辨率图像序列,然后将模拟误差进行反投影以更新当前估计,通过迭代求解得到超分辨率图像,算法计算量小,收敛速度较快,一般经过 6~10 迭代即可收敛。本文分别对多幅相互间存在较大运动的模拟的与实际的低分辨率图像进行了超分辨率重建。在模拟低分辨率图像进行重建的实验中,由于算法主要考虑对大旋转角度的配准,因此对平移量取值较小,取值范围为  $[-5,5]$ ,对旋转角度取为  $[-20^\circ,20^\circ]$ ,以确保经过平移和旋转运动后图像的大部分信息不丢失。实验结果表明,本文配准算法取得了更高的配准精度和更好的重建效果,所有图像的平均水平平移误差减小了 0.029 1 pixel,平均垂直平移误差减小了

0.023 2 pixel,平均平移误差减小了 0.026 1 pixel,平均旋转角度误差减小了  $0.356 4^\circ$ ,重建图像的平均 PSNR 值提高了 0.75 dB。在实际低分辨率图像重建的实验中,将本文算法作用于多幅相互间存在较大旋转运动且较模糊的实拍车牌图像序列,对其进行 4 倍超分辨率重建,重建图像取得了更好的视觉效果和更高的分辨能力。另外,本文算法仅局限于存在全局平移和旋转的运动模型,因此在执行该算法前,应该对退化模型进行具体分析。为了使该方法能满足更广的实际要求,需要进一步对运动模型进行改进,如考虑图像缩放及局部运动等情况,使退化模型能更准确地反映实际运动。另一方面,配准算法的速度有待进一步提高,特别是在视频超分辨率重建中的计算量更大,除了提高配准算法的精度和稳健性外,还应强调算法的实时性。在本文的迭代反投影算法中,需要对低分辨率成像模型进行较为精确的估计,人为设定了降晰函数的类型及其参数,如果能对点扩展函数模型及其参数进行较为精确的估计<sup>[12]</sup>,那么重建图像的质量将会被进一步提高,因此,盲超分辨率重建也是未来研究的一个重要方向。

## 参考文献:

- [1] ELAD M, FEULER A. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and under sampled measured images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6 (12): 1646-1658.
- [2] VANDEWALLE P, SUSSTRUNK S, VETTERLI M. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006, 1-16.
- [3] STONE H S, ORCHARD M T, CHANG E C, et al. A fast direct Fourier-based algorithm for sub-pixel registration of images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39 (10): 2235-2243.
- [4] FOROOSH H, ZERUBIA J B, BERTHOD M. Extension of phase correlation to subpixel registration [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2002, 11 (3): 188-200.
- [5] LUCCHESI L, CORTELAZZO G M. A noise-robust frequency domain technique for estimating planar roto-translations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48 (6): 1769-1786.
- [6] 高莹莹,杨建峰,马晓龙,等. 基于 Fourier-Mellin 算法的干涉图像配准 [J]. *光学 精密工程*, 2007, 15 (9): 1415-1420.  
GAO Y Y, YANG J F, MA X L, et al. Interference image registration based on Fourier-Mellin algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15 (9): 1415-1420. (in Chinese)
- [7] KEREN D, PELLEG S, BRADA R. Image sequence enhancement using sub-pixel displacement [C]. *Proceedings CVPR '88: Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Ann Arbor, MI, 1988: 742-746.
- [8] IRANI M, ROUSSO B, PELLEG S. Computing occluding and transparent motions [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12 (1): 5-16.
- [9] GLUCHMAN J. Gradient fields distributions for

- the registration of images [C]. *ICIP 2003: International Conference on Image Processing*, 2003: 691-694.
- [10] 张红颖,张加万,孙济洲. 改进 Demons 算法的非刚性医学图像配准[J]. *光学 精密工程*, 2007, 15(1):145-150.  
ZHANG H Y, ZHANG J W, SUN J ZH. Non-rigid medical image registration based on improved demons algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1):145-150. (in Chinese)
- [11] IRANIM, PELEG S. Improving resolution by image registration [J]. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1991, 53(3):231-239.
- [12] 汪源源,孙志民,蔡铮. 改进的奇异值分解法估计图像点扩散函数[J]. *光学 精密工程*, 2006, 14(3):520-525.  
WANG Y Y, SUN ZH M, CAI ZH. Estimation of PSF of image system using modified SVD method[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3):520-525. (in Chinese)

## 作者简介:



覃凤清(1976 - ),女,四川南充人,博士生,讲师,主要从事图像及视频处理等方面的研究。E-mail: qf723@tom.com.



杨晓敏(1980 - ),女,四川广安人,博士生,讲师,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: arielyang@scu.edu.cn.

## 通讯作者:



何小海(1964 - ),男,四川盐亭人,博士,教授,主要从事通信与信息处理、图像处理与通信、机器视觉与智能系统等方面的研究。E-mail: nic5602@scu.edu.cn.



吴 炜(1975 - ),男,四川宜宾人,博士,讲师,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: wuwei75@yeah.net.



陈为龙(1981 - ),男,四川内江人,博士生,主要从事视频超分辨率重建方面的研究。E-mail: 028chenweilong@163.com.