

文章编号: 1001-0920(2012)09-1343-05

基于频域、时域相结合的自适应图像超分辨率重建

杨欣¹, 费树岷², 周大可¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016; 2. 东南大学自动化学院, 南京 210096)

摘要: 基于最大后验概率(MAP)的超分辨率(SR)重建的研究重点是规则化项的选择, 且其大都在频域中实现, 为此提出一种基于频域、时域相结合的图像SR重建方法. 首先, 根据不同图像的特点, 定义了频域规则化项(FR)和时域规则化项(TR); 然后, 给出了图像重建模型, 引入频域、时域自适应权值来加强算法的自适应性; 最后, 运用共轭梯度法推导出重建迭代计算公式. 实验表明, 所提出的算法具有良好的收敛性和精确性.

关键词: 超分辨率重建; 图像配准; 自适应方法; 频域; 时域; 最大后验概率

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Self-adapting technology for image super-resolution reconstruction in frequency domain and time domain

YANG Xin¹, FEI Shu-min², ZHOU Da-ke¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China. Correspondent: YANG Xin, E-mail: yangxin@nuaa.edu.cn)

Abstract: The key point of super-resolution(SR) reconstruction based on maximum a posteriori(MAP) is the choice of the regularization and it is achieve in frequency domain mostly. Therefore, a self-adapting technology for image super-resolution reconstruction in frequency domain and time domain is proposed. Firstly, according to the characteristics of different images, frequency regularization(FR) and time regularization(TR) are defined. Then, an image reconstruction model is given. The frequency domain and time domain weights are introduced to strengthen the algorithm more adaptive. Finally, iterative scheme are developed to get the more accurate image for SR reconstruction according to conjugate gradient. The experimental results on both real and synthetic data show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: super-resolution reconstruction; image registration; self-adapting method; frequency domain; time domain; maximum a posteriori

1 引言

高分辨率(HR)图像在远程遥感、医学诊断、视频监控以及军事情报获取等领域有着广泛的应用. 然而, 由于高昂的价格以及硬件的局限, 人们广泛采用的大都是低分辨率(LR)图像. 解决这一问题的一个有效办法是采用超分辨率(SR)重建技术^[1], 即通过一序列LR变形图像来估计HR的非变形图像.

近年来, 对于SR重建技术, 已涌现出很多行之有效的优秀算法. 例如: Yu等^[2]提出的非线性最小二乘

算法, 在进行图像配准的同时进行SR重建, 取得了很好的效果; 邵文泽等^[3]提出了一种基于局部几何结构驱动的图像插值放大及SR重建方法. 还有一些基于变量投影原理的方法也被用于SR重建, 例如Chung等^[4]给出了一种非线性代价函数, 并运用高斯-牛顿法进行图像配准和图像重建. 概率统计的方法也得到大量应用, 常见的有最大后验概率法(MAP)^[5-7]等, 但该方法需要较强的图像先验信息. 另外, 基于学习的方法也得到了较快的发展, 例如Freeman等^[8]提出的

收稿日期: 2011-04-14; 修回日期: 2011-06-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60905009); 高等学校博士学科点专项科研基金课题(20093218120015); 中国科学院遥感应用研究所、北京师范大学遥感科学国家重点实验室开放基金项目(2009KFJJ012); 东南大学复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室开放课题(2010A005); 南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目(NS2010081).

作者简介: 杨欣(1978-), 男, 副教授, 博士, 从事模式识别、计算机视觉等研究; 费树岷(1961-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、模式识别等研究.

基于示例的SR重建算法, Chen等^[9]提出的基于学习的可选择示例的SR重建算法等. 上述算法在进行图像重建时大都没有考虑每一幅LR图像作为个体的区别, 即任何图像都存在个体特点, 同时每一幅LR图像对重建的HR图像所起的作用也不尽相同. 因此, 算法的自适应性对于提高重建图像的质量尤为重要, 目前也出现了很多研究成果^[10-12], 取得了较好的效果.

目前, 学者们研究较多的基于MAP算法的研究重点是规则化项的选择, 而绝大多数选择方法是在频域中实现的, 比如将HR图像乘以一个高通滤波算子来达到锐化图像的作用. 本文则在频域和时域同时考虑规则化项, 引入了新的规则化方法; 同时定义了频域和时域自适应权值系数, 从而大大增强了算法的自适应性. 实验表明, 本文算法在图像重建中取得了较好的效果.

本文首先给出图像超分辨率重建观测模型; 然后提出基于时域、频域相结合的自适应SR重建算法, 并对算法模型的建立、公式的优化推导以及自适应参数的选取等进行了详细讨论; 最后通过实验表明了所提出算法的重建效果以及收敛性.

2 SR重建观测模型

一幅HR图像经模糊化、仿射运动变换、水平方向和垂直方向的二段采样处理, 再加上高斯白噪声便构成一幅LR图像. 这就是图像SR重建的退化模型.

假设有 p 幅 $m \times n$ 的LR观测图像 $\{\mathbf{y}_k\}_{k=1}^p$, 则根据图像的退化模型, 有

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{DB}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z} + \mathbf{n}_k, \quad 1 \leq k \leq p. \quad (1)$$

其中: \mathbf{y}_k 为第 k 幅 $m \times n$ 的LR观测图像 $\bar{\mathbf{y}}_k$ 经字典排序后组成的 $N \times 1$ ($N = mn$)的向量, 如果 r_1 和 r_2 分别为水平和垂直方向的下采样因子, 则 \mathbf{z} 为 $r_1 m \times r_2 n$ 的HR图像 $\bar{\mathbf{z}}$ 经字典排序后形成的 $r_1 r_2 N \times 1$ 的向量; \mathbf{M}_k 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的仿射变换矩阵; \mathbf{B}_k 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的模糊矩阵; \mathbf{D} 为 $N \times r_1 r_2 N$ 的下采样矩阵; \mathbf{n}_k 为 $N \times 1$ 的高斯白噪声向量.

3 基于时域、频域相结合的自适应SR重建

3.1 思路与模型

由模型(1)可得到图像SR重建, 即求解如下最小化问题:

$$\min J(\mathbf{z}) : J(\mathbf{z}) = \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{DB}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}\|^2. \quad (2)$$

式(2)是病态方程, 即HR图像 \mathbf{z} 的解可能有无穷多

个, 所以必须加入平衡项加以调整.

$$\min J(\mathbf{z}) : J(\mathbf{z}) = \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{DB}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}\|^2 + \lambda_1 \Gamma(\mathbf{z}). \quad (3)$$

其中: λ_1 为平衡因子, $\Gamma(\mathbf{z})$ 为规则化项.

如何选择 $\Gamma(\mathbf{z})$ 项非常重要, 它将直接影响算法效果的好坏. 迄今大多数算法选择规则化项都是基于频域的, 本文则考虑将其引入到时域中进行研究, 提出一种结合时域和频域的 $\Gamma(\mathbf{z})$ 选取方法. 该方法具有较好的效果, 详述如下.

因为本文算法是迭代算法, 所以先令 $\mathbf{z}^{(f)}$ 为第 f 次迭代所得到的HR图像, 则式(3)可变为

$$\min J(\mathbf{z}) : J(\mathbf{z}) = \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{DB}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(f)}\|^2 + \lambda_1 \Gamma(\mathbf{z}^{(f)}). \quad (4)$$

其中 $\Gamma(\mathbf{z}^{(f)})$ 是在频域中讨论的, 本文称之为频域规则化项(FR). 为充分考虑图像重建过程中的时域因素, 引入了时域规则化项(TR). 这样, 式(4)中的 $J(\mathbf{z})$ 可变为

$$J(\mathbf{z}) = \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{DB}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(f)}\|^2 + \lambda_1 \Gamma(\mathbf{z}^{(f)}) + \lambda_2 \Psi(\mathbf{z}^{(f)}). \quad (5)$$

其中: λ_1 和 λ_2 为平衡因子, 其作用是平衡规则化项的大小, 本文通过实验确定 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.8$; $\Psi(\mathbf{z}^{(f)})$ 为时域规则化项.

对于式(5)中的频域规则化项 $\Gamma(\mathbf{z}^{(f)})$, 令

$$\Gamma(\mathbf{z}^{(f)}) = \sum_{i=1}^{r_1 m - 2} \sum_{j=1}^{r_2 n - 2} (d_{i,j}^{(f)})^2. \quad (6)$$

其中

$$d_{i,j}^{(f)} =$$

$$8z_{i,j} - z_{i+1,j} - z_{i-1,j} - z_{i,j+1} - z_{i,j-1} -$$

$$z_{i-1,j-1} - z_{i-1,j+1} - z_{i+1,j-1} - z_{i+1,j+1},$$

$z_{i,j}$ 为HR图像 $\mathbf{z}^{(f)}$ 中的像素点, 且 $d_{i,j}^{(f)}$ 为向量 $\mathbf{d}^{(f)}$ 中的元素, 令 $\mathbf{d}^{(f)} = \mathbf{Q}\mathbf{z}^{(f)}$, \mathbf{Q} 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的高通滤波算子.

过大的 $d_{i,j}^{(f)}$ 将锐化重建图像, 但增加了噪声; 而过小的 $d_{i,j}^{(f)}$ 虽然减小了图像噪声, 但可能会使得重建图像变得模糊. 因此, 引入频域自适应权值 $\alpha_{i,j}^{(f)}$ 进行调节, 以增强算法的自适应性.

$$\Gamma(\mathbf{z}^{(f)}) = \sum_{i=1}^{r_1 m} \sum_{j=1}^{r_2 n} (\alpha_{i,j}^{(f)} \cdot d_{i,j}^{(f)})^2. \quad (7)$$

表 1 频域自适应权值 $\alpha_{i,j}$ 对重建HR图像的影响

$d_{i,j}^{(f)}$	图像特点	一般出现概率	$\alpha_{i,j}^{(f)}$ 的选取	重建图像效果
较大	i 周围存在突变, 有边缘	较小	较小	锐化边缘
较小	i 像素点周围比较平滑	较大	较大	有效抑制噪声

表1为 $\alpha_{i,j}$ 的大小对重建HR图像的影响. 由表1可以看出, 权值 $\alpha_{i,j}$ 的选择很重要. 本文在计算 α_{ij} 时遵循如下原则:

1) $\alpha_{i,j}$ 的量级为1, 即
$$\sum_{i=1}^{r_1 m} \sum_{j=1}^{r_2 n} \alpha_{i,j}^{(f)} = r_1 r_2 m n.$$

2) $\alpha_{i,j}$ 的大小与表示图像平滑程度的 $(d_{i,j}^{(f)})^2$ 成反比. 这样, 既能够抑制噪声, 又可以尽可能地使重建图像清晰.

综上所述, 令

$$\alpha_{i,j}^{(f)} = \frac{R}{(d_{i,j}^{(f)})^2 + \kappa}.$$

其中

$$R = \frac{r_1 r_2 m n}{\sum_{i=1}^{r_1 m} \sum_{j=1}^{r_2 n} \frac{1}{(d_{i,j}^{(f)})^2 + \kappa}}$$

κ 为一个较小的正实数, 其作用是防止分母为零.

对于式(5)中的时域规则化项 $\Psi(\mathbf{z}^{(f)})$, 令

$$\Psi(\mathbf{z}^{(f)}) = \sum_{k=1}^K \beta_k \|\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}\|^2, \quad (8)$$

其中 β_k 为时域自适应权值. 该定义考虑了 $\mathbf{z}^{(f)}$ 的前 K 次迭代所得到的 $\mathbf{z}^{(f-1)}, \mathbf{z}^{(f-2)}, \dots, \mathbf{z}^{(f-K)}$ 对当前 $\mathbf{z}^{(f)}$ 的影响. 换言之, 式(8)增加了时域因素, 将不同时间轴上多次迭代所得到的HR图像添加到图像重建之中.

时域自适应权值 β_k 的选择方法类似于上文的 $\alpha_{i,j}$, 可得

$$\beta_k = \frac{S}{\|\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}\| + \eta}.$$

其中

$$S = \frac{K}{\sum_{k=1}^K \frac{1}{\|\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}\| + \eta}}$$

η 为一个较小的正实数, 其作用是防止分母为零.

3.2 优化求解

通过上述分析, 可将图像的SR重建问题转变为如下的最小化问题:

$$\min J(\mathbf{z}) : J(\mathbf{z}) = \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(f)}\|^2 + \Phi(\mathbf{z}^{(f)}), \quad (9)$$

其中 $\Phi(\mathbf{z}^{(f)}) = \lambda_1 \Gamma(\mathbf{z}^{(f)}) + \lambda_2 \Psi(\mathbf{z}^{(f)})$.

本文采用的方法是共轭梯度法, 即令

$$\frac{\partial J(\mathbf{z})}{\partial \mathbf{z}} = 0,$$

解得

$$\nabla J(\mathbf{z}) = \sum_k -2\mathbf{M}_k^T \mathbf{B}_k^T \mathbf{D}^T (\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(f)}) + \nabla \Phi(\mathbf{z}^{(f)}).$$

由式(7)和(8)可得

$$\begin{aligned} \nabla \Phi(\mathbf{z}^{(f)}) = & \lambda_1 \nabla \left[\sum_{i=1}^{r_1 m} \sum_{j=1}^{r_2 n} (\alpha_{i,j}^{(f)} \cdot d_{i,j}^{(f)})^2 \right] + \\ & \lambda_2 \nabla \left[\sum_{k=1}^K \beta_k \|\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}\|^2 \right]. \end{aligned}$$

根据式(6), 令

$$\mathbf{d}^{(f)} = \mathbf{Q}\mathbf{z}^{(f)}.$$

其中: $\mathbf{d}^{(f)}$ 为一个 $r_1 r_2 N \times 1$ 的向量, 其元素为 $d_{i,j}^{(f)}$, \mathbf{Q} 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 的高通滤波算子. 再令

$$\boldsymbol{\alpha} = \text{diag}(\alpha_{1,1}^{(f)}, \dots, \alpha_{1,r_2 n}^{(f)}, \alpha_{2,1}^{(f)}, \dots, \alpha_{r_1 m, r_2 n}^{(f)}),$$

可得

$$\nabla \left[\sum_{i=1}^{r_1 m} \sum_{j=1}^{r_2 n} (\alpha_{i,j}^{(f)} \cdot d_{i,j}^{(f)})^2 \right] = 2\boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \boldsymbol{\alpha} \mathbf{z}^{(f)}, \quad (10)$$

$$\nabla \left[\sum_{k=1}^K \beta_k \|\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}\|^2 \right] =$$

$$2 \sum_{k=1}^K \beta_k (\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}). \quad (11)$$

最终得到的梯度 $\nabla J(\mathbf{z})$ 如下:

$$\begin{aligned} \nabla J(\mathbf{z}) = & \sum_k -2\mathbf{M}_k^T \mathbf{B}_k^T \mathbf{D}^T (\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(f)}) + \\ & 2\lambda_1 \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \boldsymbol{\alpha} \mathbf{z}^{(f)} + \\ & 2\lambda_2 \sum_{k=1}^K \beta_k (\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}). \end{aligned} \quad (12)$$

令

$$\begin{aligned} \mathbf{r}^{(f)} = & \sum_k \mathbf{M}_k^T \mathbf{B}_k^T \mathbf{D}^T (\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}) - \\ & \lambda_1 \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \boldsymbol{\alpha} \mathbf{z}^{(f)} - \lambda_2 \sum_{k=1}^K \beta_k (\mathbf{z}^{(f)} - \mathbf{z}^{(f-k)}), \end{aligned} \quad (13)$$

则

$$\mathbf{z}^{(f+1)} = \mathbf{z}^{(f)} + \delta^{(f)} \mathbf{r}^{(f)}. \quad (14)$$

其中: $\delta^{(f)}$ 为第 i 次迭代的步长, $\delta^{(f)}$ 的选择对算法的收敛速度以及算法的稳定度都有很大的影响. 过小的 $\delta^{(f)}$ 将导致收敛速度变慢; 而过大的 $\delta^{(f)}$ 会造成算法稳定性变差. 本文将 $J(\mathbf{z}^{(f)} + \delta^{(f)} \mathbf{r}^{(f)})$ 对 $\delta^{(f)}$ 求导并令结果等于0, 即令

$$\frac{\partial J(\mathbf{z}^{(f)} + \delta^{(f)} \mathbf{r}^{(f)})}{\partial \mathbf{z}} = 0.$$

经计算可得步长为

$$\delta^{(f)} \approx \frac{(\mathbf{r}^{(f)})^T \mathbf{r}^{(f)}}{\sum_k \|\mathbf{D}\mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{r}^{(f)}\|^2 + \Phi(\mathbf{r}^{(f)})}. \quad (15)$$

4 实 验

采用图1所示2幅300×300图像“Dog”和“Tree”进行实验。



(a) dog image (b) tree image

图 1 测试图像

将图1所示的2幅图像用图像退化模型进行退化处理,即根据图像退化模型(1),经5次不同的仿射运动变换,5×5的高斯模糊以及采样因子为2的双线性采样处理,便可得到5幅不同的LR图像.实验采用标准均方差(NMSE)和峰值信噪比(PSNR)这2个参数,主要为了验证算法的重建效果和收敛性.分别定义如下:

$$NMSE(z^{(f)}) = 100 \frac{\|z^{(f)} - z\|^2}{\|z\|^2},$$

$$PSNR(z^{(f)}) = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2 \times r_1 m \times r_2 n}{\|z^{(f)} - z\|^2} \right),$$

其中 $z^{(f)}$ 表示真实值 z 第 i 次迭代后的估计值. 实验中算法的迭代停止条件为

$$\|z^{(f+1)} - z^{(f)}\| / \|z^{(f)}\| < 10^{-7}.$$

将这5幅LR图像代入本文算法进行SR重建,初值的选取如下:

$$\begin{cases} \theta_{\text{initial}} = \theta_{\text{true}} \pm e_{\text{error}}, \\ (s_x)_{\text{initial}} = (s_x)_{\text{true}}(1 \pm e_s), \\ (s_y)_{\text{initial}} = (s_y)_{\text{true}}(1 \pm e_s). \end{cases} \quad (16)$$

其中: e_s 分别取值0.5, 1.5, 2.5, 3; e_{error} 可选为 $0^\circ \sim 1^\circ$ 之间的任意值,本文选为 0.5° . 重建后,根据迭代次数得出的NMSE曲线如图2所示. 从图2可以看出,即使在 $e_s = 3$ 的条件下,本文算法也能在大约5次迭代之内达到收敛;而文献[4]所述方法一般需要7次以上才能达到收敛.

为了更好地说明本文算法的效果,本文用BTV算法^[13],AM算法^[14]以及本文算法对上述图像数据进行实验. 这是因为AM算法是较为典型的算法,经常用于算法比较;而BTV算法具有自适应性,可以与本文算法进行比较.

实验结果如图3所示. 由图3可以看出,本文算法的PSNR较高,说明重建图像在定量分析上较好;而BTV算法由于具有自适应性,其效果优于AM算法. 另外,本文算法的运算时间略多于基于MAP的算

法^[5-7],这是因为本文算法在MAP的基础上增加了频域规则化项以及自适应参数,从而增加了运算时间.

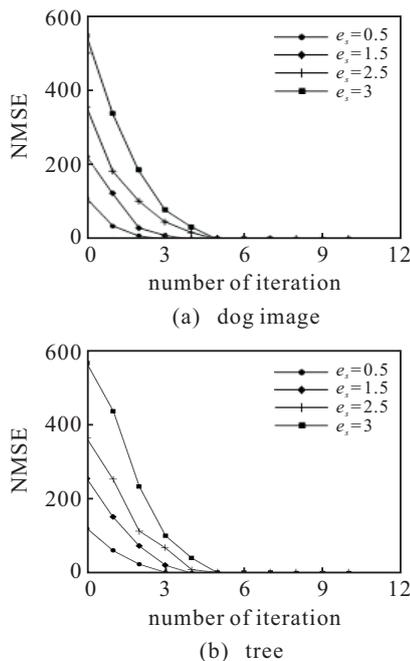


图 2 不同初始条件下重建图像的 NMSE

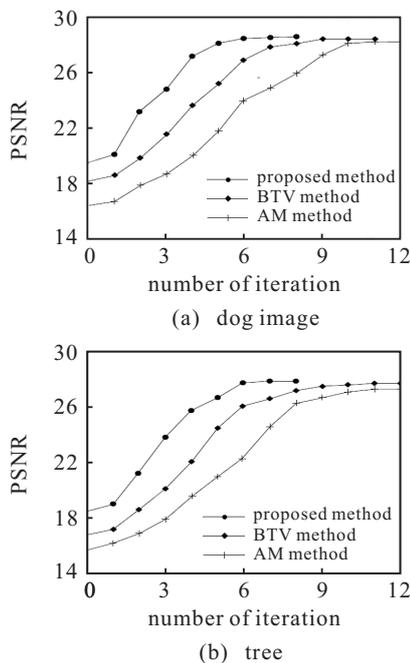


图 3 不同算法重建 HR 图像的 PSNR



图 4 视频连续帧图像的HR重建

下面截取一段视频的连续5帧图像作为原始图像进行真实图像SR重建实验,重建结果如图4所示。由图4可以看出,使用SBTV进行重建,图像边缘较清晰,其余平滑部分的噪声抑制得较好,图像的质量相对于AM和BTV算法更接近于原始图像,表明本文算法的重建效果较好。

5 结 论

本文重点研究了SR重建技术中不同图像的特点,即图像中存在边缘区域和平滑区域,并据此提出一种基于频域、时域相结合的图像SR重建方法。该方法能根据不同图像的特点,定义时域规则化项和频域规则化项,并据此给出图像重建模型;同时,引入频域、时域自适应权值,以加强算法的自适应性;最后运用共轭梯度法推导出重建迭代计算公式。该方法不仅具有传统方法的优点,而且能够充分发挥时域的优点,取得了较好效果。实验也印证了这一点,充分体现了SR重建中引入时域分析和自适应技术的优越性和必要性,在一些诸如数字机顶盒、遥感图像重建等领域具有良好的应用前景。

参考文献(References)

- [1] Chaudhuri S. Super-resolution imaging[M]. Norwell: Kluwer, 2001: 21-25.
- [2] Yu He, Kimhui Yap, Li Chen, et al. A nonlinear least Square technique for simultaneous image registration and super-resolution[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 11(11): 2830-2841.
- [3] 邵文泽, 韦志辉. 局部几何结构驱动的图像插值放大及超分辨率复原[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1235-1242.
(Shao W Z, Wei Z H. Local geometry driven image magnification and super-resolution[J]. J of Image and Graphics, 2008, 13(7): 1235-1242.)
- [4] Chung J, Haber E, Nagy J. Numerical methods for coupled super resolution[J]. Inverse Problem, 2006, 22(4): 1261-1272.
- [5] Tom B C, Katsaggelos A K. Reconstruction of a high-resolution image from multiple degraded mis-registered low-resolution images[C]. Proc of Conf on Visual Communications and Image Processing. Chicago, 1994, 2308: 971-981.
- [6] Hardie R C, Barnard K J, Armstrong E E. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of under sampled images[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1997, 6(9): 1621-1633.
- [7] Shen H, Zhang L, Huang B, et al. A MAP approach for joint motion estimation, segmentation, and super resolution[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(2): 479-490.
- [8] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56-65.
- [9] Chen M, Qiu G, Lam K M. Example selective and order independent learning-based image super-resolution[C]. Proc of Int Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Seoul, 2005: 77-80.
- [10] 杨欣, 王从庆, 费树岷. 基于最大后验概率的SAR图像自适应超分辨率盲重建[J]. 宇航学报, 2010, 31(1): 217-221.
(Yang X, Wang C Q, Fei S M. An adaptive technology for SAR image blind super-resolution based on MAP[J]. J of Astronautics, 2010, 31(1): 217-221.)
- [11] Xuelong Li, Yanting Hu, Xinbo Gao. A multi-frame image super-resolution method[J]. Signal Processing, 2010, 90(2): 405-414.
- [12] 杨欣, 王从庆, 费树岷. 基于非线性最小二乘的图像自适应SR重建以及运动估计[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1714-1719.
(Yang X, Wang C Q, Fei S M. An adaptive method for simultaneous image super-resolution and motion estimation based on nonlinear least square[J]. J of Image and Graphics, 2010, 15(12): 1714-1719.)
- [13] Farsiu S, Robinson M D, Elad M, et al. Fast and robust multi-frame super resolution[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [14] Ng M K, Koo J, Bose N K. Constrained total least-squares computations for high-resolution image reconstruction with multi-sensors[J]. J of Imaging Science and Technology, 2002, 12(1): 35-42.