

中图分类号: TN911, TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)12-1714-06

论文索引信息: 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

基于非线性最小二乘的图像自适应 SR 重建 以及运动估计

杨欣¹⁾, 王从庆¹⁾, 费树岷²⁾

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: 图像超分辨率(SR)重建是利用数字信号处理技术由一系列低分辨率观测图像得到高分辨率图像。为了扩展 SR 技术的应用范围,提出了一种同时进行图像超分辨率重建和全局运动估计的方法。该方法首先基于最大后验概率(MAP)给出了图像 SR 重建和运动估计框架,该框架不仅考虑了前后两次迭代所得的 HR 图像差值对最终重建图像的影响,而且引入了不同 LR 图像对重建图像的重要性权值,使得算法具有自适应性;然后将总体框架转换为图像 SR 重建模型和运动估计模型;最后基于非线性最小二乘法对模型进行优化求解,得出了 SR 重建图像及其全局运动域。实验表明,该方法不仅图像重建效果良好,并有着良好的收敛性。

关键词: 超分辨率重建; 最大后验概率; 图像增强; 非线性最小二乘法

An adaptive method for simultaneous image super-resolution and motion estimation based on nonlinear least square

YANG Xin¹⁾, WANG Chongqing¹⁾, FEI Shumin²⁾

¹⁾(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

²⁾(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096)

Abstract: Image super-resolution(SR) reconstruction refers to a signal processing approach which produces high-resolution images from observed multiple low-resolution images. A new method for simultaneous image super-resolution and motion estimation is proposed to expand the application range of SR technology. The framework of SR resolution and motion estimation is given based on maximum a posteriori (MAP). The framework takes into account both the influence of HR image dispersion between two iterations, and the weight of different LR images, which makes the algorithm self-adapting. The framework then can turn to SR resolution and motion estimation model. Nonlinear least squares method is employed to solve the model to get the global motion area of SR resolution. Our experimental results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: super resolution; maximum a posteriori(MAP); image enhancement; nonlinear least squares methods

0 引言

近年来,随着科学技术的发展,对视频图像的质

量要求越来越高。超分辨率(SR)重建技术能有效提高图像的分辨率,而运动估计则是保持图像稳定性的重要技术。运动估计是视频编码的关键技术,现已有大量优秀算法,例如菱形搜索法(DS)^[1]、六

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);南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目(NS2010081)。

收稿日期: 2009-03-19; **改回日期:** 2009-09-21

第一作者简介: 杨欣(1978—),男,副教授,硕士生导师。2007年获东南大学自动化学院控制理论与控制工程专业博士学位。主要研究方向为模式识别、图像处理、计算机视觉。E-mail: yangxin@nuaa.edu.cn。

边形搜索法 (HEXBS)^[2], 以及利用不同搜索模板进行组合搜索的算法, 如十字菱形六边形搜索法 (CDHS)^[3] 等。SR 重建技术是指对一个低分辨率 (LR) 图像序列进行提升像素值的处理, 以期得到一幅或者一组高分辨率 (HR) 图像的技术。近年来, SR 技术得到了极大的发展: Yu He 等人提出了一种非线性最小二乘算法^[4], 用于在进行图像配准的同时进行超分辨率重建, 取得了很好的效果; 邵文泽等人提出了基于局部几何结构驱动的图像插值放大及超分辨率重建方法^[5]。而一些基于变量投影原理的方法也被运用到 SR 重建之中, 例如, Chung 等人提出了一种非线性代价函数^[6], 并运用高斯-牛顿法进行图像配准和图像重建, 而概率统计的方法也被大量应用, 常见的有最大似法 (ML)^[7]、最大后验概率 (MAP)^[8-9] 等。这些方法都为本文的研究打下了坚实的基础。

本文提出了一种基于 MAP 的图像序列 SR 重建以及运动估计方法, 该方法能将图像 SR 重建和运动估计有机地结合在一起, 实验表明, 该方法无论在图像的 SR 重建, 还是在运动估计上都取得了较好的效果。

1 SR 重建观测模型以及运动估计模型

1.1 SR 图像观测模型

高分辨率图像如果经过模糊化、运动、二段抽样等处理, 加上高斯白噪声, 将变成了一幅低分辨率图像, 这就是图像的退化模型。设有 K 幅大小为 $m \times n$ 的 LR 观测图像 $Y = \{y_k, k = 1, 2, \dots, K\}$, 根据图像的退化模型, 有

$$y_k = DB_k M_k z + n_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中, y_k 为第 k 幅 $m \times n$ 大小的 LR 观测图像 Y 经字典排序后组成的 $N \times 1$ ($N = mn$) 大小的向量, 如果 r_1 和 r_2 分别为水平和垂直方向的下采样因子, 那么 z 则为 $r_1 m \times r_2 n$ 大小的 HR 图像经字典排序后形成的 $r_1 r_2 N \times 1$ 大小的向量, M_k 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 大小的变形矩阵, B_k 为 $r_1 r_2 N \times r_1 r_2 N$ 大小的模糊矩阵, D 是大小为 $N \times r_1 r_2 N$ 的下采样矩阵, n_k 为 $N \times 1$ 大小的噪声向量。式(1)中的 M_k 也可以写成 $M_k(\alpha_k)$, $\alpha_k = (\cos\theta_k, \sin\theta_k, s_{x,k}, s_{y,k}, t_{x,k}, t_{y,k})^T$ 为图像仿射运动参数, 其中 θ_k 是第 k 幅图像的旋转角度, $s_{x,k}$ 、 $s_{y,k}$ 分别为图像水平和垂直移动距离。

1.2 全局运动模型

令 $m_k(p_{u,v}) = [m_{k,u}(p_{u,v}), m_{k,v}(p_{u,v})]$ 为第 k 幅图像的 2 维全局运动域, 这里, $p_{u,v} = [p_u, p_v]$ 为 HR 图像 Z 中的像素点, $m_k(p_{u,v})$ 也可以表示为 $m_k(z_k)$, $p_{u,v}$ 和 z_k 为 HR 图像 Z 中的同一个像素点。

2 基于 MAP 的 SR 重建和运动估计框架

给定 LR 观测图像 Y , 对于经第 i 次迭代得到的 HR 图像 Z 和运动域 m , 其估计值 \hat{z} 和 \hat{m} 表示为

$$\hat{z}, \hat{m} = \arg \max_{z, m} \{p(z, m | y)\} \quad (2)$$

以往的基于 MAP 的 SR 重建方法由于没有考虑迭代过程中, 前后两次迭代所得到的 HR 图像的差值对重建图像的影响, 因此本文对传统的 MAP 框架做出改进。令 $\Delta z^{(i)}$ 为第 i 次迭代和第 $i+1$ 次迭代所得到的 HR 图像的差值, 即 $\Delta z^{(i)} = z^{(i)} - z^{(i-1)}$, 重建图像的估计值 \hat{z} 须满足以下条件:

$$\hat{z} = \arg \max_z \{p(\Delta z^{(i)} | y)\} \quad (3)$$

由式(2)(3)可得

$$\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m} = \arg \max_{\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m}} \{p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)}, m | y)\} \quad (4)$$

运用贝叶斯法则可得

$$\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m} = \arg \max_{\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m}} \{p(y | z^{(i)}, \Delta z^{(i)}, m) \times p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)} | m) p(m)\} \quad (5)$$

假设不同的 y_k 和 m_k 相互独立, 则可得

$$\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m}_k = \arg \max_{\hat{z}, \Delta z^{(i)}, \hat{m}_k} \left\{ \prod_k p(y_k | z^{(i)}, \Delta z^{(i)}, m_k) \times p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)} | m_k) p(m_k) \right\} \quad (6)$$

式中, 根据 MAP 定理, $p(y_k | z^{(i)}, \Delta z^{(i)}, m_k)$ 可用下式表示:

$$p(y_k | z^{(i)}, \Delta z^{(i)}, m_k) = H_1 \exp \left\{ - \frac{\|y_k - SB_k M_k(\alpha_k) z^{(i)}\|^2}{2\alpha_k^2} \right\} \quad (7)$$

其中, H_1 是常数, α_k^2 是方差。

令迭代 i 次的 HR 图像 $Z^{(i)}$ 独立于运动域 m_k , 则式(6)中的 $p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)} | m_k)$ 可表示为

$$p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)} | m_k) = p(z^{(i)}, \Delta z^{(i)}) = p(z^{(i)}) p(\Delta z^{(i)}) \quad (8)$$

式中的 $p(z^{(i)})$ 和 $p(\Delta z^{(i)})$ 可分别用以下先验模型表示, 即

$$p(\mathbf{z}^{(i)}) = H_2 \exp\{-\lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)}\|^2\} = H_2 \exp\{-\lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)}\|^2\} \quad (9)$$

$$p(\Delta \mathbf{z}^{(i)}) = H_3 \exp\{-\lambda_2 \|\mathbf{Q}_2 \Delta \mathbf{z}^{(i)}\|^2\} = H_3 \exp\{-\lambda_2 \|\mathbf{Q}_2 \Delta \mathbf{z}^{(i)}\|^2\} \quad (10)$$

式中, H_2 和 H_3 为常数, λ_1 和 λ_2 为平衡参数, \mathbf{Q}_1 和 \mathbf{Q}_2 为线性高通算子, 本文设为拉普拉斯算子。

式(6)中的 $p(\mathbf{m}_k)$ 可表示为

$$p(\mathbf{m}_k) = H_4 \exp\{-\lambda_3 \|\mathbf{Q}_3 \mathbf{m}_{k,u}\|^2 - \lambda_4 \|\mathbf{Q}_4 \mathbf{m}_{k,v}\|^2\} \quad (11)$$

式中, H_4 为常数, λ_3 和 λ_4 为平衡参数, \mathbf{Q}_3 和 \mathbf{Q}_4 为拉普拉斯算子。

将式(7)(8)(11)带入到式(6), 经简化可得

$$\hat{\mathbf{z}}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \hat{\mathbf{m}}_k = \arg \min_{\hat{\mathbf{z}}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \hat{\mathbf{m}}_k} \left\{ -\log \prod_k [p(\mathbf{y}_k | \mathbf{z}^{(i)}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \mathbf{m}_k) p(\mathbf{z}^{(i)}, \Delta \mathbf{z}^{(i)} | \mathbf{m}_k) p(\mathbf{m}_k)] \right\} = \arg \min_{\hat{\mathbf{z}}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \hat{\mathbf{m}}_k} \left\{ \sum_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{S} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k(\alpha_k) \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_2 \|\mathbf{Q}_2 \Delta \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \sum_k (\lambda_3 \|\mathbf{Q}_3 \mathbf{m}_{k,u}\|^2 + \lambda_4 \|\mathbf{Q}_4 \mathbf{m}_{k,v}\|^2) \right\} \quad (12)$$

考虑到每一幅 LR 图像对重建后的 HR 图像的重要性不同, 为了让算法对于每一幅不同的 LR 图像具有自适应性, 若在式(12)中引入重要性权值 w_k , 则式(12)变为

$$\hat{\mathbf{z}}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \hat{\mathbf{m}}_k = \arg \min_{\hat{\mathbf{z}}, \Delta \mathbf{z}^{(i)}, \hat{\mathbf{m}}_k} \left\{ \sum_k w_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{S} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k(\alpha_k) \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_2 \|\mathbf{Q}_2 \Delta \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \sum_k (\lambda_3 \|\mathbf{Q}_3 \mathbf{m}_{k,u}\|^2 + \lambda_4 \|\mathbf{Q}_4 \mathbf{m}_{k,v}\|^2) \right\} \quad (13)$$

式中, w_k 为不同帧的 LR 图像的自适应加权系数。其选择方法将在下文中重点阐述。

3 优化与求解

可将式(13)分为重建图像 \mathbf{z} 模型和运动域 \mathbf{m} 模型两个部分, 具体如下:

$$E_1(\mathbf{z}^{(i)}) = \sum_{k=1}^K w_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \lambda_2 \|\mathbf{Q}_2 \Delta \mathbf{z}^{(i)}\|^2 \quad (14)$$

$$E_2(\mathbf{m}_k) = \sum_{k=1}^K w_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k(\alpha_k) \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \sum_k (\lambda_3 \|\mathbf{Q}_3 \mathbf{m}_{k,u}\|^2 + \lambda_4 \|\mathbf{Q}_4 \mathbf{m}_{k,v}\|^2) \quad (15)$$

为求出重建 HR 图像 \mathbf{Z} 和运动域 \mathbf{m} , 须分别将

式(15)(16)最小化, 即要求出 $\min E_1$ 和 $\min E_2$ 。具体过程如下:

1) 重建图像 \mathbf{z} 模型的优化和求解

对于式(15)模型, 将其对 $\mathbf{z}^{(i)}$ 求偏导数, 并令其等于 0, 可得

$$\mathbf{z}^{(i+1)} = \mathbf{z}^{(i)} + \mu^{(i)} \mathbf{r}^{(i)} \quad (16)$$

$$\mathbf{r}^{(i)} = 2 \mathbf{M}_k^T \mathbf{B}_k^T \mathbf{D}^T (\mathbf{y}_k - \mathbf{D} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k \mathbf{z}^{(i)}) - 2 \lambda_1 \mathbf{Q}_1^T \mathbf{Q}_1 \mathbf{z}^{(i)} - 2 \lambda_2 \mathbf{Q}_2^T \mathbf{Q}_2 (\mathbf{z}^{(i)} - \mathbf{z}^{(i-1)}) \quad (17)$$

式中, $\mu^{(i)}$ 为第 i 次迭代的步长, 本文将 $E_1(\mathbf{z}^{(i)} + \mu^{(i)} \mathbf{r}^{(i)})$ 对 $\mu^{(i)}$ 求导, 并令结果等于 0, 经过计算, 解出的最优步长为

$$\mu^{(i)} \approx \frac{(\mathbf{r}^{(i)})^T \mathbf{r}^{(i)}}{\sum_k w_k \|\mathbf{D} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k(\alpha_k)\|^2 + \lambda_1 \|\mathbf{Q}_1 \mathbf{r}^{(i)}\|^2} \quad (18)$$

2) 运动域 \mathbf{m} 模型的优化和求解

根据式(15), 为了求出运动域 \mathbf{m} , 需解决以下问题:

$$\mathbf{m}_k = \arg \min_{\mathbf{m}_k} \sum_{k=1}^K w_k \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D} \mathbf{B}_k \mathbf{M}_k(\alpha_k) \mathbf{z}^{(i)}\|^2 + \sum_k (\lambda_3 \|\mathbf{Q}_3 \mathbf{m}_{k,u}\|^2 + \lambda_4 \|\mathbf{Q}_4 \mathbf{m}_{k,v}\|^2) \quad (19)$$

对于式(19)的求解, 本文采用了一种基于非线性最小二乘的方法, 具体如下:

假设 $\Delta \mathbf{m}_{k,u}$ 、 $\Delta \mathbf{m}_{k,v}$ 分别为运动域 $\mathbf{m}_{k,u}$ 、 $\mathbf{m}_{k,v}$ 的微小变化, 则 $E_2(\mathbf{m}_k)$ 的最小化问题可以转化为 $E_2(\mathbf{m}_k + \Delta \mathbf{m}_k)$ 的最小化问题, 即

$$\min_{\mathbf{m}_k} E_2(\mathbf{m}_k) = \min_{\mathbf{m}_k} E_2(\mathbf{m}_k + \Delta \mathbf{m}_k) \quad (20)$$

经计算, 式(20)可以转化为如下形式:

$$\min_{\mathbf{m}_k} E_2(\mathbf{m}_k) = \min_{\Delta \mathbf{m}_k} \|\mathbf{U}(\Delta \mathbf{m}_{1,u}, \dots, \Delta \mathbf{m}_{K,u}, \Delta \mathbf{m}_{1,v}, \dots, \Delta \mathbf{m}_{K,v})^T - \mathbf{V}\|^2 \quad (21)$$

$$\text{式中, } \mathbf{U} = \begin{pmatrix} N_1 & N_2 \\ N_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & N_4 \end{pmatrix}, \mathbf{V} = (\mathbf{H}_1^T, \mathbf{H}_2^T, \mathbf{H}_3^T)^T,$$

$$N_1 = -\text{diag}\{\sqrt{w_1} \mathbf{D} \mathbf{B}_1 \mathbf{D}_{1,u}, \sqrt{w_2} \mathbf{D} \mathbf{B}_2 \mathbf{D}_{2,u}, \dots, \sqrt{w_K} \mathbf{D} \mathbf{B}_K \mathbf{D}_{K,u}\}$$

$$N_2 = -\text{diag}\{\sqrt{w_1} \mathbf{D} \mathbf{B}_1 \mathbf{D}_{1,v}, \sqrt{w_2} \mathbf{D} \mathbf{B}_2 \mathbf{D}_{2,v}, \dots, \sqrt{w_K} \mathbf{D} \mathbf{B}_K \mathbf{D}_{K,v}\}$$

N_3 和 N_4 是 $K \times K$ 大小的矩阵,

$$N_3 = \text{diag}\{\sqrt{\lambda_3} \mathbf{Q}_3, \dots, \sqrt{\lambda_3} \mathbf{Q}_3\}$$

$$N_4 = \text{diag}\{\sqrt{\lambda_4} \mathbf{Q}_4, \dots, \sqrt{\lambda_4} \mathbf{Q}_4\}$$

$$\mathbf{H}_1 = (\sqrt{w_1} (\mathbf{y}_1 - \mathbf{D} \mathbf{B}_1 \mathbf{M}_1(\alpha_1) \mathbf{z}^{(i)}), \dots, \sqrt{w_K} (\mathbf{y}_K -$$

$$H_2 = (\sqrt{\lambda_3} Q_3 \Delta m_{1,u}, \dots, \sqrt{\lambda_3} Q_3 m_{K,u})^T$$

$$H_3 = (\sqrt{\lambda_4} Q_4 m_{1,v}, \dots, \sqrt{\lambda_4} Q_4 m_{K,v})^T$$

其中,

$$D_{k,u} = \text{diag} \left\{ \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,u}(z_1)}, \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,u}(z_2)}, \dots, \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,u}(z_N)} \right\}$$

$$D_{k,v} = \text{diag} \left\{ \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,v}(z_1)}, \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,v}(z_2)}, \dots, \frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,v}(z_N)} \right\}$$

$$\frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,u}(p)} = \frac{z^{(i)}(p_u + m_{k,u} + 1, p_v) - z^{(i)}(p_u + m_{k,u} - 1, p_v)}{2}$$

$$\frac{\partial M(\alpha_k) z^{(i)}(p)}{\partial m_{k,v}(p)} = \frac{z^{(i)}(p_u, p_v + m_{k,v} + 1) - z^{(i)}(p_u, p_v + m_{k,v} - 1)}{2}$$

为了解决式(21)的最小化问题,令

$$U(\Delta m_{1,u}, \dots, \Delta m_{K,u}, \Delta m_{1,v}, \dots, \Delta m_{K,v})^T - V = 0 \quad (22)$$

则可得

$$(\Delta m_{1,u}, \dots, \Delta m_{K,u}, \Delta m_{1,v}, \dots, \Delta m_{K,v})^T = (U^T U)^{-1} U^T V \quad (23)$$

根据 $\Delta m_{k,u}, \Delta m_{k,v}$ 可得运动域 m_k 的迭代方程

$$m_k^{(i+1)} = (m_{k,u}^{(i+1)}, m_{k,v}^{(i+1)}) = (m_{k,u}^{(i)} + \Delta m_{k,u}, m_{k,v}^{(i)} + \Delta m_{k,v}) \quad (24)$$

3) 自适应权值的选择

本文希望权值能具有自适应性,权值可用如下公式计算:

$$w_k^{(i)} = \frac{\kappa}{\|y_k - DB_k M_k(\alpha_k^{(i-1)}) z^{(i-1)}\|^2} \quad (25)$$

式中的 κ 定义为

$$\kappa = p \left(\sum_{k=1}^K \frac{1}{\|y_k - DB_k M_k(\alpha_k^{(i-1)}) z^{(i-1)}\|^2} \right)^{-1} \quad (26)$$

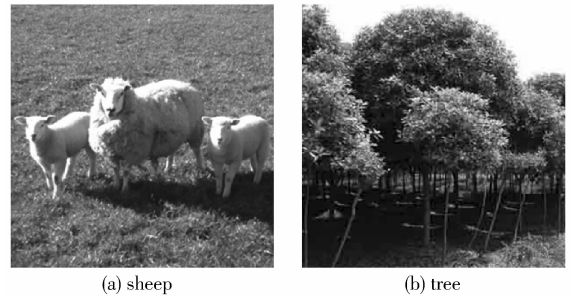
在算法进行第 i 次迭代之前,将 $\alpha_k^{(i-1)}, z^{(i-1)}$ 带入式(25)(26)算出自适应权值 $w_k^{(i)}$,这样算法将不断根据解的情况对权值进行调整,以便有利于取得更好的重建效果。

4 实 验

为了验证算法的效果,采用不同图片进行了 SR 图像重建实验,重建结果不仅采用了人工处理过的图片进行定量分析,而且采用了原始未处理的图片进行定性分析,实验采用峰值信噪比(PSNR)以及标准均方差(NMSE)来验证算法的性能,迭代终止条件为 $\|z^{(i+1)} - z^{(i)}\| / \|z^{(i)}\| < 10^{-7}$

1) SR 重建

为了验证本文算法 SR 重建的效果,实验采用了如图 1 所示的两幅大小为 300×300 pixels 的“sheep”和“tree”图像,实验时,先将这两幅图像用图像退化模型进行退化处理,即经仿射变换和 5×5 大小的高斯模糊以及采样因子为 2 的双线性采样,使原 HR 图像变成 LR 图像;然后将这两幅图像进行 5 次不同的退化处理,就得到了 5 幅不同的 LR 图像,其中,仿射变换参数选择如表 1 所示。



(a) sheep

(b) tree

图 1 测试图像

Fig. 1 Test image

表 1 生成不同的 LR 图像的运动参数

Tab. 1 register parameters of LR image

参数	第 i 幅运动参数值				
	1	2	3	4	5
$\theta / (^\circ)$	0	-9.3	2	6.6	7.3
s_x /subpixel	0	0.34	0.92	0.15	0.52
s_y /subpixel	0	0.23	0.19	0.77	0.48

最后将这 5 幅 LR 图像带入到本文算法中进行 SR 重建,初值的选取如下:

$$\begin{cases} \theta_{\text{initial}} = \theta_{\text{true}} \pm e_{\text{error}} \\ (s_x)_{\text{initial}} = (s_x)_{\text{true}} (1 \pm e_s) \\ (s_y)_{\text{initial}} = (s_y)_{\text{true}} (1 \pm e_s) \end{cases} \quad (27)$$

e_s 分别取值 0.5、1.5、2.5、3,重建后根据迭代次数得出的 PSNR 和 NMSE 曲线图如图 2 和图 3 所示。

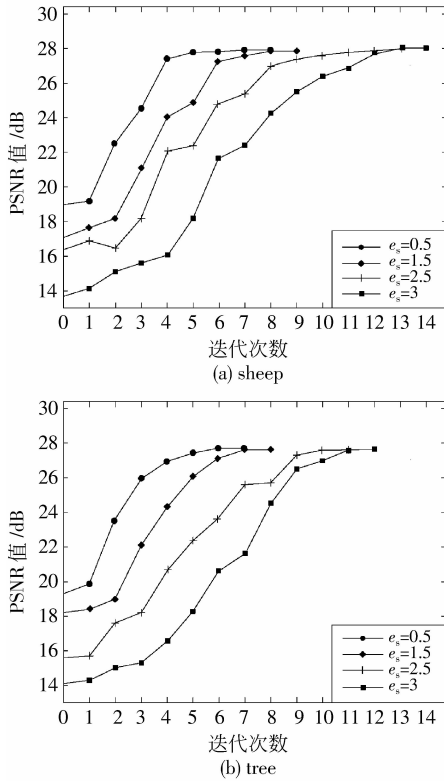


图 2 不同初始条件下重建图像的峰值信噪比
Fig. 2 PSNR of the reconstructed HR images with different initial conditions

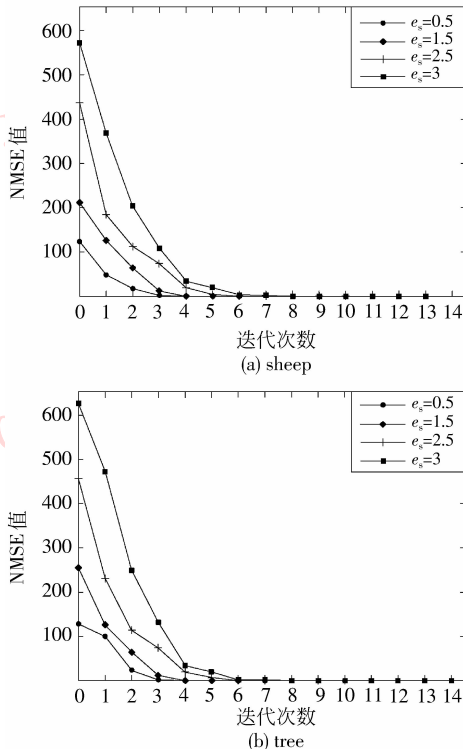


图 3 不同初始条件下图像运动参数的标准均方差
Fig. 3 NMSE of the estimated motion parametric vectors with different initial conditions

从图中可以看出,即使在 $e_s = 3$ 的条件下,本文算法也能在大约迭代 6 次之后达到收敛。而文献 [4] 所述方法一般要迭代 7 次以上才能达到收敛。

2) 图像运动估计

图像运动估计选取了一段视频作为实验对象,运动估计时,首先截取了视频某一段的前后 5 帧,用来进行图像的 SR 重建以及运动估计,重建图像的 PSNR 值达到了 28.79dB。实验结果如图 4 所示。图 4(a) 为原第 1 帧 LR 图像,图 4 (b) 为重建后的 HR 图像,图 4 (c) 为第 5 帧 LR 图像的运动估计图,图 4 (d) 为第 3 帧 LR 图像的运动估计图。由图中可以看出,第 5 帧的运动估计效果比第 3 帧要好,而且背景受到的干扰也较小,这说明随着算法的推进,不仅图像的运动估计取得了较好的效果,同时运动估计也对 SR 重建起到了良好的促进作用,本文算法如果没有运动估计,那么在 SR 重建时,将不能获得较好的收敛速度,同时也会影响图像 SR 重建的效果。

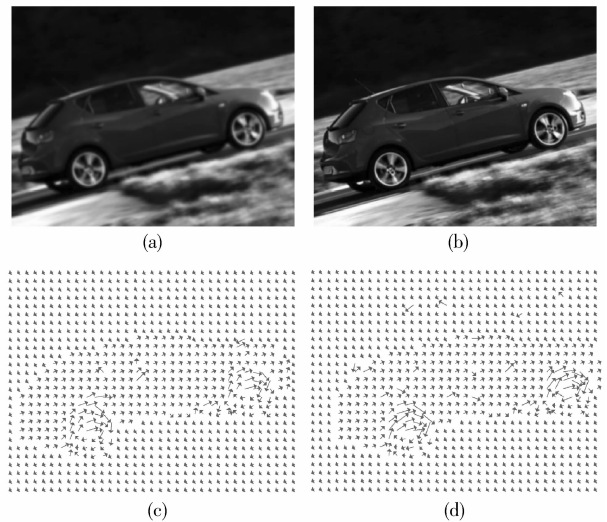


图 4 图像的运动估计
Fig. 4 Motion Estimation for images

3) 现实图像重建

本文采用现实生活中的图像“house”来检验算法的重建效果,实验采用了 4 幅 LR 图像,为了进行比较,实验采用了常见的 AM (alternating minimization) 算法^[10-11],实验结果如图 5 所示,其中图 5(a) 为 4 幅 LR 图像,图 5(b) 为其中一幅 LR 图像的放大;图 5 (c) 为用 AM 算法进行重建得到的 HR 图像;图 5 (d) 为采用本文算法进行重建得到的

HR 图像。用本文算法重建图像的 PSNR 值为 28.32dB, 而用 AM 算法重建图像的 PSNR 值为 27.13dB, 由此可以看出, 运用本文算法重建所得的 HR 图像, 其重建效果较好。

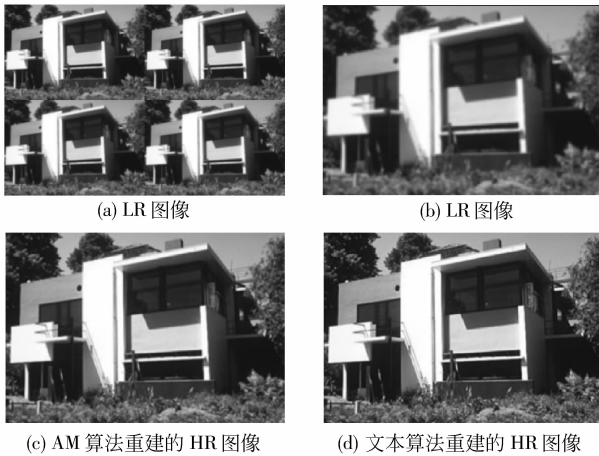


图 5 现实生活中的图像重建

Fig.5 SR for real-life images

5 结 论

本文基于非线性最小二乘法, 提出了一种同时进行图像 SR 重建和运动估计的方法, 该方法首先基于 MAP 构建了一个同时进行图像 SR 重建和运动估计的模型框架; 然后考虑 $\Delta z^{(i)}$ (前后两次迭代所得图像向量的差值 $z^{(i)} - z^{(i-1)}$) 对下一次迭代所得的 HR 图像向量 $z^{(i+1)}$ 的影响; 接着通过引入重要性权值, 使得算法具有自适应性; 最后对于 SR 重建和运动估计模型, 使用一种非线性最小二乘的方法对其进行优化求解。实验表明, 不仅本文方法的收敛速度快, 而且在 SR 重建和运动估计上均取得了很好的效果。

参考文献 (References)

- [1] Zhu S, Ma K K. A new diamond search algorithm for fast block-matching motion estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9 (2): 287-290.
- [2] Zhu C, Lin X, Chau L P. Hexagon-based search pattern for fast block motion estimation [J]. IEEE Transactions Circuits Systems for Video Technology, 2002, 12 (5): 349-355.
- [3] Cheung C H, Po L M. Novel cross-diamond-hexagonal search algorithms for fast block motion estimation [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7 (1): 16-22.
- [4] Yu He, Kim Huiyap, Li Chen, et al. A nonlinear least square technique for simultaneous image registration and super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 11(11): 2830-2841.
- [5] Shao Wenze, Wei Zhihui. Local geometry driven image magnification and super-resolution [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(7): 1235-1242. [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.]
- [6] Chung J, Haber E, Nagy J. Numerical methods for coupled super resolution [J]. Inverse Problem, 2006, 22(4): 1261-1272.
- [7] Tom B C, Katsaggelos A K. Reconstruction of a high-resolution image from multiple degraded mis-registered low-resolution images [C]// Proceedings of Conference on Visual Communications and Image Processing. Seattle, WA, USA: Elsevier, 1994, 23: 971-981.
- [8] Schultz R R, Stevenson R L. A bayesian approach to image expansion for improved definition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(5): 233-242.
- [9] 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 Transactions on Image Processing, 1997, 6(9): 1621-1633.
- [10] Vandewall P, Sbaiz L, Vandewalle J, et al. Super-resolution from unregistered and totally aliased signals using subspace methods [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3687-3703.
- [11] Ng M K, Koo J, Bose N K. Constrained total least-squares computations for high-resolution image reconstruction with multi-sensors [J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2002, 12(1): 35-42.