

基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法

乔建苹, 刘 琚

(山东大学信息科学与工程学院, 山东济南 250100)

摘 要: 本文提出了一种基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法. 首先采用 Sobel 算子和局部方差从训练图像中提取能够表征模糊参数信息的特征向量, 并利用支撑向量机建立特征向量与对应的候选参数的映射关系, 然后通过建立的模型对不同光照条件下的低分辨率图像进行参数辨识, 最后根据辨识出的模糊参数融合不同光照条件下的低分辨率图像同时实现了图像动态范围和空间分辨率的增强. 为了实现低分辨率图像间的亚像素配准, 还提出了一种基于 Retinex 的亚像素运动估计算法. 仿真结果表明与传统算法相比, 无论从主观视觉还是定量描述上本文算法均具有较好的效果.

关键词: 信息处理技术; 盲超分辨率; 模糊辨识; 图像配准

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 10 1927-07

A SVM-Based Blind Super-Resolution Image Restoration Algorithm

QIAO Jian ping, LIU Ju

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250100, China)

Abstract: In this paper we propose a blind super resolution image restoration algorithm based on Support Vector Machines (SVM). Firstly, Sobel operator and local variance were used to extract feature vectors that contain information about different Point Spread Functions (PSFs) and SVM was used to classify these feature vectors. The acquired mapping between the vectors and corresponding blur parameters provided the identification of the blur. After blur identification, a super resolution image was reconstructed from several low-resolution images obtained in different illumination conditions. The reconstructed image has high spatial resolution and dynamic range. We also propose a sub pixel registration algorithm based on Retinex theory. Simulation results demonstrate the effectiveness and higher performance of the proposed method in both objective measurements and subjective visual quality.

Key words: information processing; blind super resolution; blur identification; image registration

1 引言

随着计算机多媒体技术和数字图像处理技术的发展, 人们对图像分辨率的要求越来越高. 但由于光学成像系统和图像传感器的固有限制, 实际中很难得到高分辨率的图像. 解决这一问题的有效途径之一就是采用超分辨率(Super Resolution-SR)图像复原技术. 它是指从一系列低分辨率(Low Resolution-LR)变形图像估计出一幅或多幅清晰的高分辨率图像, 主要涉及图像配准、图像恢复和信息融合三个方面的技术. 目前在遥感图像、医学图像、高清晰度电视标准和合成视频变焦等领域都具有广泛的应用.

超分辨率图像复原技术首先由 Tsay 和 Huang 提出, 并给出了基于频域逼近的超分辨率复原方法. 后来人们又提出了非均匀空域样本内插法, 迭代反投影法, 凸集

投影法, 统计复原法等空域的方法. 在点扩展函数(Point Spread Function-PSF)未知的情况下进行超分辨率重建称为盲超分辨率图像复原, 目前已有的方法主要分为两类, 即先从 LR 图像中辨识出点扩展函数再实施复原或者同时进行模糊辨识和复原. 为了兼顾算法的有效性和简单性, 本文主要研究了先辨识 PSF 再实施复原的方法. Nguyen^[1]等提出了一种基于 GCV 的模糊辨识及分辨率增强算法, 但计算量较大; Begin^[2]等在基于学习的框架下估计模糊参数和高分辨率图像, 但对存储空间要求很高. 同时, 由于传统的图像复原是超分辨率图像复原的特例, 因此其解决方案可扩展运用到超分辨率图像复原中. Nakagaki^[3]等提出一种基于矢量量化的模糊参数辨识算法, 该算法假设 PSF 的类型已知, 且可由某一参数来表征, 利用矢量量化技术, 依照最小距离准则从一组候选参数中估计真实的 PSF 的参数, 但该方法辨识的

准确性对训练样本敏感,同时该方法没有考虑压缩及光照的影响。

本文提出了一种基于小样本统计学习理论——支撑向量机(Support Vector Machines—SVM)的盲超分辨率图像复原算法。首先从模式识别的角度出发,将参数辨识看作一个分类问题,采用 Sobel 算子和局部方差从训练图像中提取能够表征模糊参数信息的特征向量,并利用支撑向量机建立特征向量与对应的候选参数的映射关系,然后通过建立的模型对不同光照条件下的低分辨率图像进行参数辨识,该算法对训练样本的依赖性小,并且对光照、压缩以及各种噪声等具有一定的鲁棒性。同时为了实现低分辨率图像间的亚像素配准,提出了基于 Retinex 的图像配准算法,最后融合不同光照条件下的低分辨率图像,同时实现了图像动态范围和空间分辨率的增强。

2 数学模型

传统的超分辨率图像复原的模型有仿射-模糊模型和模糊仿射模型两种,前者更符合成像模型但只适用于配准参数已知的情况;后者则在 LR 图像间的运动未知的情况下具有更好的复原效果^[4]。本文以后者为例进行讨论,其数学模型可表示为:

$$y_k = D_k F_k H_k x + n_k \quad (1)$$

其中 y_k 表示第 k 幅低分辨率图像; D_k , F_k , H_k 分别表示第 k 幅 LR 图像对应的欠采样因子、几何变换和模糊函数; x 表示未知的超分辨率图像; n_k 为噪声。然而上述模型并不完整,因为实际的图像获取过程还存在传感器的非线性响应,曝光时间,白平衡等因素。曝光时间和白平衡可以建模成增益和偏移量,因而低分辨率图像的获取模型为^[5]:

$$y_k = f(\alpha_k D_k F_k H_k x + \beta_k + n_k) + \eta_k \quad (2)$$

其中 α 为增益因子, β 为偏移量因子, η 表示量化噪声, $f(\cdot)$ 是非线性响应函数。通常上式中的 H_k , F_k 未知,所以超分辨率复原首先要进行模糊辨识和运动估计,从而重建出高分辨率图像。

3 模糊参数辨识

支撑向量机是一种新型的结构化学习方法,与传统统计学相比,它能很好地解决有限数量样本的高维模型的构造问题,而且具有良好的通用性和快速的运算速度,目前已在模式识别、回归估计、概率密度函数估计等很多领域有了成功应用。本文从模式识别的角度出发,将参数辨识看作一个分类问题,利用支撑向量机进行模糊参数的辨识。

3.1 支撑向量机的数学模型

给定样本集 $\{(X_i, y_i)\}_{i=1}^m$, X_i 是输入向量, y_i 是对应

的输出。为了解决在输入空间中线性不可分问题,定义非线性映射 $z = \phi(x)$, 将 X_i 映射到高维特征空间,在特征空间中构造线性支撑向量机,寻找最优分类超平面。

对于二进制分类问题, SVM 要求在约束条件 $\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$ 和 $C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m$, 下求解凸二次规划问题:

$$\max \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(X_i, X_j) \quad (3)$$

其中 k 为核函数 $k(X_i, X_j) = \langle \phi(X_i), \phi(X_j) \rangle$, α_i 为拉格朗日乘子, C 为正则化常数。最终的决策函数为:

$$\text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m y_i \alpha_i k(X_i, X) + b \right) \quad (4)$$

3.2 基于 SVM 的参数辨识算法

假设模糊函数类型已知,且可由参数 θ 来表征。从模式识别的角度,参数辨识可以看作多类分类问题,即从一组候选参数中选择给定图像对应的模糊参数。因此如果能够从模糊图像中提取出可以代表该图像模糊程度的特征向量,就可采用机器学习的方法训练这些特征矢量与对应的模糊参数的映射关系,然后用于参数辨识。

本文采用 Sobel 算子和局部方差进行特征向量的提取。其原理描述如下:造成图像退化的点扩展函数可以等效成低通滤波器,图像的低频区域几乎不含有或含有很少的模糊函数的信息,同时具有不同参数的点扩展函数其截至频率是不同的,因而对经不同模糊函数模糊的图像进行边缘检测后得到的图像包含了模糊函数参数的信息。以 lena 图像为例进行说明。如图 1 所示,假设模糊类型为高斯模糊,由方差 σ^2 唯一表征。(a), (b), (c) 分别为对不同程度的模糊图像进行边缘检测的结果,可以看出模糊程度不同时,检测结果不同。这说明 Sobel 算子作用后产生的图像包含了模糊函数的信息,并且由于它检测的边缘较宽,所以能最大程度的保留模糊参数的信息。这是本文方法能有效进行模糊辨识的基础。另外,由于图像的平坦区域含有很少的模糊函数的信息,对识别的作用很小,因而只选用图像的非平坦区域形成模糊图像的特征矢量集。非平坦区域的检测有很多方法,综合考虑有效性和计算复杂性,本文采用局部方差的方法。

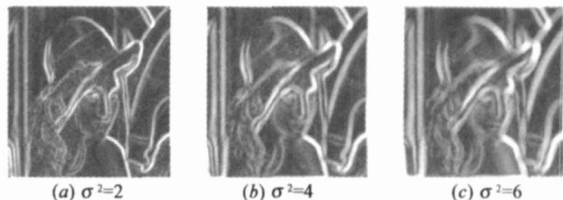


图 1 边缘检测结果比较

基于以上分析,本文所提出的模糊参数辨识算法描述如下(如图 2 所示):

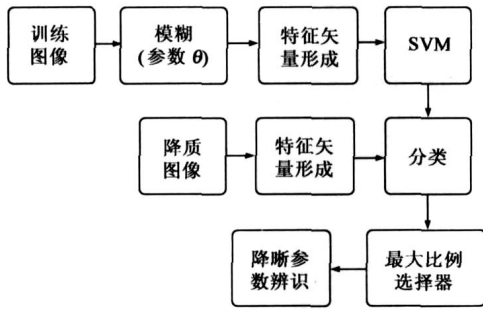


图2 模糊参数辨识算法流程

步骤1 根据经验设置模糊函数参数 θ 的几个可能的取值, 构成候选参数集 $\Omega = \{\theta_i\}_{i=1}^R$, 并选定训练图像集 $\{g_p\}_{p=1}^P$.

步骤2 根据模糊函数的模型, 分别对应不同的候选参数形成模糊图像 \tilde{g}_p^i .

步骤3 矢量形成(如图3). 对每一幅降质图像 \tilde{g}_p^i 用 Sobel 算子进行边缘检测, 然后对边缘提取的图像进行非平坦区域检测. 本文采用局部方差来区分平坦区域和棱边. 局部方差大于预先设定的某一域值的图像区域形成特征矢量集, 作为支撑向量机的输入向量 X_j , $j = 1, 2, \dots, J$, J 为该模糊图像形成的特征矢量的个数. 域值的选取采用自适应的方法, 根据特征矢量集局部方差最大值的不同而改变. 该模糊图像对应的模糊参数在候选参数集中的位置索引 i 为 SVM 的输出 y_j .



图3 矢量形成

步骤4 SVM 训练. 对所有训练图像重复步骤2和3, 得到 SVM 的训练样本 $\{X_j, y_j\}_{j=1}^m$. 采用最常用的多类分类算法“1-against-1”方法^[6], 即在每两类之间训练一个 SVM 分类器, 通过投票方式进行分类. SVM 核函数的选取有多种方法, 本文采用多项式核函数(式(5))和高斯核函数(式(6)).

$$k(X_i, X_j) = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_j + r)^d, \quad \forall r > 0 \quad (5)$$

$$k(X_i, X_j) = e^{-\gamma \|X_i - X_j\|^2} \quad (6)$$

其中式(5)中 γ, r 为多项式的系数, d 为阶数; 式(6)中 γ 控制着高斯核的宽度.

步骤5 参数辨识. 给定一幅待辨识的图像 y , 为了提高算法的鲁棒性, 减少非线性响应函数、曝光时间以及白平衡的影响, 首先要对 y 进行预处理. 定义 $g(\cdot) \equiv f^{-1}(\cdot)$, 则预处理后的图像 y' 可表示为:

$$y' = \frac{g(y) - \beta}{\alpha} \quad (7)$$

对 y' 按照步骤3的方法形成矢量集, 作为步骤4训练得到的支撑向量机的输入. 统计输出结果, 出现比例最高

的即为辨识出的模糊函数的参数.

4 超分辨率重建

4.1 基于 Retinex 的图像配准

超分辨率图像复原的能力之所以优于单幅图像复原, 除了利用目标的先验信息和单幅图像的信息之外, 主要在于它充分利用了多幅图像间类似但不完全相同的信息, 这种不同可来源于许多方面, 如相机的移动、变焦等, 而且 LR 图像间需存在亚像素的运动. 如果仅存在整数运动, 那么每幅图像含有的信息相同, 就无法进行 SR 了. Woods 等^[7]提出一种同时进行运动估计和复原的算法, 但图像间的运动仅限于平移, 且没有考虑光照等因素的影响. 由于低分辨率图像在获取过程中可能有光照的变化以及镜头的失真等, 因此运动估计算法需要对光照及失真具有鲁棒性. Robinson 等^[8]用高斯-牛顿法求解非线性最小二乘问题, 以提高算法对光照变化的鲁棒性; Altunbasa 等^[9]基于线性光照模型和光流场约束方程提出一种光照参数和运动参数估计算法, Ye 等^[10]将其扩展到多帧运动估计; Xu 等^[11]采用非线性带通滤波器消除光照的影响, 然后用 M-estimator 估计运动参数. 但是这些直接优化的方法对初始值较敏感, 在图像相对运动较大时性能会下降, 而通过金字塔或者迭代的方法减小这种影响^[9, 11]又会增加计算量. 针对这一问题本文提出一种基于 Retinex 的亚像素配准算法. 首先利用 Retinex 和投影相关得到像素级的运动估计, 然后采用文献[9]中基于光流场的方法对结果进行修正, 得到亚像素级的配准参数和光照模型参数. 该算法对噪声, 光照尤其是阴影效应具有一定的鲁棒性.

Retinex 算法是在图像增强领域提出的一种方法, 主要用于阴影消除. 其核心思想是人眼对目标点的感知不仅依赖于该点的绝对颜色和亮度, 而且与该点的颜色和周围点的颜色和亮度的对比有关, 该理论可表示为

$$R(x, y) = \log I(x, y) - \log [F(x, y) * I(x, y)] \quad (8)$$

其中 $I(x, y)$ 为原图像, $F(x, y)$ 为环绕高斯函数. 由于 $R(x, y)$ 去除了与光照相关的外在因素, 只提取物体的内在因素, 因此与原始图像相比, 它具有光照不变性. 本文利用这一特性, 将 Retinex 用于图像配准, 算法流程如图4所示.

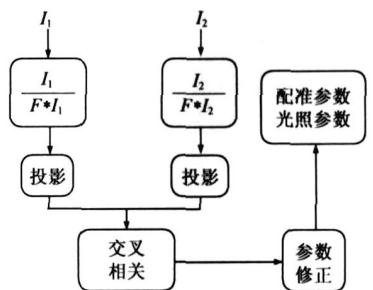


图4 配准算法流程

设 I_1, I_2 为两幅待配准的图像, 具有光照变化的仿射模型可以写为

$$\alpha_1(x, y) + \beta = I_2(x + a_1x + a_2y + a_3, y + a_4x + a_5y + a_6) \quad (9)$$

本文的算法主要分为以下两步:

步骤 1 利用 Retinex 提取待配准图像的光照不变量, 然后利用 random 变换将图像进行投影, 最后通过 1D 交叉相关得到像素级的运动估计。

步骤 2 将式(9)用泰勒级数展开, 得到代价函数:

$$J = \sum_{x,y \in I} \{ I_x(x, y)(xa_1 + ya_2 + a_3) + I_y(x, y)(xa_4 + ya_5 + a_6) + I_2(x, y) - \alpha_1(x, y) - \beta \}^2 \quad (10)$$

其中 $I_x(x, y) = \partial I_2(x, y) / \partial x$, $I_y(x, y) = \partial I_2(x, y) / \partial y$.

以步骤 1 的结果为式(10)的初始估计, 通过高斯-牛顿法或者 M-estimator 算法得到亚像素级的配准参数 $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6$ 以及光照参数 α, β .

4.2 考虑亚像素配准误差的复原算法

超分辨率图像复原是一个病态问题, 可以通过引入解的先验知识对问题进行规整化, 从而使病态的逆问题成为良态. 本文采用混合 ML/POCS 方法进行 SR 图像的复原^[12], 同时结合空间自适应规整的方法^[13]以消除振铃效应. 其代价函数为:

$$J(x) = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^K \left\| \frac{g(y_k) - \beta_k}{\alpha_k} - B_k x \right\|_{w1}^2 + \lambda_k(x) \| Cx \|_{w2}^2 \right) \quad \text{s. t. } \{x \in \Omega_p, 1 \leq p \leq P\} \quad (11)$$

其中 C 是 Laplace 算子, Ω_p 表示附加约束, P 为约束凸集的个数. $\lambda_k(x)$ 是规整化函数, 为了减小配准误差的影响, 采用文献[14]的方法求得. 自适应规整通过权系数 $w1$ 和 $w2$ 来实现, 其计算公式如下:

$$w1 = \frac{1}{1 + (\mu \max[0, \sigma_{y_k}^2 - \sigma^2])^{-1}} \quad (12)$$

$$w2 = \frac{1}{1 + \mu \max[0, \sigma_{y_k}^2 - \sigma^2]}$$

其中 μ 是常系数, $\sigma_{y_k}^2$ 是 y_k 的局部方差, σ^2 为观测 LR 图像总的噪声能量.

5 计算机仿真

5.1 参数辨识

为了说明本文算法的有效性, 我们分别针对不同的压缩、光照及噪声情况进行了仿真实验.

5.1.1 压缩图像的参数辨识

以 lena 为训练图像, 设模糊函数类型为散焦函数, 由散焦半径唯一表征; 压缩过程中对 DCT 系数的量化采用 MPEG2 标准中规定的量化表. 实验中设置模糊函数参数候选集为 $\Omega = \{1.5, 2.5, 3.5, 4.5, 5.5, 6.5\}$; 图 5 给出了部分测试图像. 为了观察不同压缩比下算法的性能, 分别对模糊图像进行了不同程度的压缩(通过对

量化表格乘以不同的正实数实现), 其尺度因子分别为 0.5, 1.0 和 1.5. 同时为了比较不同核函数的性能, 分别采用多项式核函数和径向基函数来实现 SVM. 图 6 为对 panda 的辨识曲线, 图中横轴为设置的模糊函数参数(即散焦半径)可能的取值, 纵轴为 SVM 输出结果统计, 即每一个候选参数出现的比例, 曲线最高点对应的横坐标即为辨识出来的观测图像的散焦半径. 可以看出不同的压缩比下都能得到正确辨识. 实验中计算局部方差使用的窗尺寸为 $P = Q = 2$. SVM 的参数选取非常重要, 直接影响辨识的准确性, 实验中高斯核的参数采用交叉验证的方法确定, 即全部训练样本既用来训练学习机器又用来测试学习机器的泛化能力, 通过这种方法得到高斯核的参数值 $\gamma = 5$; 多项式核函数的参数取经验值 $d = 3, \gamma = 1, r = 1$; 正则化参数 $C = 10$. 局部方差的域值根据不同的图像自适应改变, 实验中域值取局部方差最大值的 0.1 倍. 为了便于比较, 采用同样的训练图像和测试图像, 用文献[3]的基于矢量量化的方法进行辨识, 辨识结果为只有 Girl Elaine 正确而其他均不能得到正确辨识. 可以看出本文方法对训练样本的依赖性较小, 这是因为 SVM 中通过非线性映射将训练样本映射到特征空间, 从而增强了算法的鲁棒性.

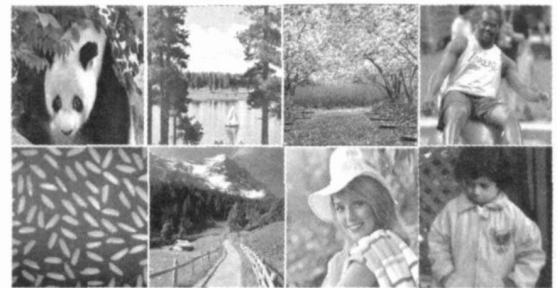


图 5 测试图像

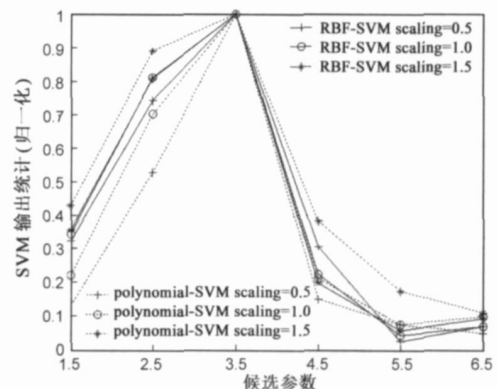


图 6 参数辨识曲线 $r=3.5$

表 1 不同信噪比下两种算法的辨识正确率比较

BSNR	10dB	20dB	30dB	∞ dB
文献[3]/算法	6.8%	25.69%	31.24%	31.58%
本文算法	22.1%	80.45%	99.75%	99.87%

为了进一步说明本文算法的有效性, 我们从 ORL

人脸图像库中随机选取了 5000 组图像, 每组图像中选取一幅作为测试图像, 其他作为训练图像. 为了观察噪声的影响, 分别对降晰图像加入了不同程度的高斯白噪声, 其模糊信噪比分别为 $\text{BSNR} = 20\text{dB}$ 、 30dB 和 ∞dB . 两种方法辨识准确性的统计结果如表 1 所示, 可以看出本文的方法具有较高的准确性.

5.1.2 光照变化图像的参数辨识

图 7 为按照式 (2) 由测试图像得到的 LR 图像(退化过程包括模糊, 曝光时间, 白平衡, 非线性响应和噪声). 设模糊类型为高斯模糊, 由方差 σ^2 唯一表征. 针对不同的图像噪声来源, 分别在退化图像中加入了不同类型的噪声. 例如, 遥感图像中普遍存在的椒盐噪声, 医学成像、CCD 成像中可能出现的高斯白噪声和泊松噪声等. 辨识曲线如图 8 所示. 可以看出不同光照条件下的图像都能得到准确辨识. 实验中为了增强算法对不同类型的噪声的适应性, 根据实际情况对观测图像进行了预处理. 针对随机脉冲噪声, 采用了中值滤波预处理; 针对泊松分布的噪声使用了多帧叠加平均预处理.



图 7 降质图像

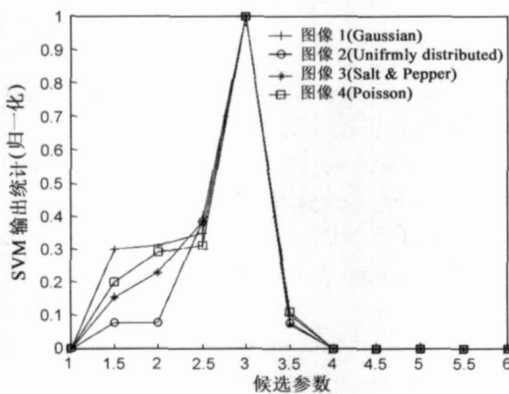


图 8 辨识曲线 $\sigma^2=3$

5.1.3 模糊函数类型不匹配的情况下的参数辨识

当训练时使用的模糊函数类型与实际图像的不符合时, 将辨识成与之最相近的模糊函数. 实验中, 训练图像采用平均模糊(由支撑域的大小 h_{size} 唯一确定), 参数候选集为 $\Omega = (4, 5, 6, 7, 8, 9, 10)$, 对测试图像进行散焦模糊然后实施辨识, 结果为 $h_{\text{size}} = 5$. 图 9(b) 和 (c) 分别给出了用辨识出的模糊函数和正确的模糊函数进行单幅图像复原的结果. 可以看出与 (c) 相比, 复原图像 (b) 的效果稍差, 这是因为模糊函数的类型估计不准

确造成的, 但相对于模糊图像(图 9(a)所示), 仍较好地再现了边缘结构. 这说明本文方法对模糊函数的类型具有一定的鲁棒性.

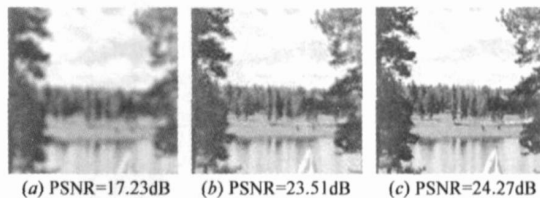


图 9 (a) 为经散焦模糊的图像(散焦半径 $r=2.8$); (b) 为用辨识出的模糊函数复原的结果; (c) 为用正确模糊函数复原的结果

5.1.4 实际图像

图 10(a) 为实际观测的图像. 天文图像的降质主要是由大气扰动引起, 长时间曝光下大气湍流造成的转移函数为

$$H(u, v) = \exp[-c(u^2 + v^2)^{5/6}] \quad (13)$$

其中 c 为模糊参数. 实验中设置参数候选集为 $\Omega_c = \{c: 0.001 + i \cdot 0.0002 | i = 0, 1, 2, \dots, 15\}$. 辨识结果为 $c = 0.0022$. 图 10(b) 为辨识出方差后, 采用约束最小二乘方法对单幅图像复原的结果, 可以明显看出复原图像的灰度边缘.

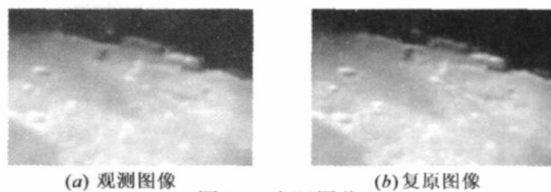


图 10 实际图像

另外, 与文献[3]的方法相比, 本文方法的另一个优点是计算量较小, 占用的存储空间小. SVM 训练最终产生的是确定分离超平面时起关键作用的样本点, 即支撑向量, 而那些不是支撑向量的训练样本对于训练 SVM 或确定分离超平(曲)面不提供任何信息, 可以把它们从训练样本集中去掉而不影响 SVM 的训练. 所以在实际应用中, 我们并不需要存储所有的训练样本, 而只需保存只占原样本集一小部分的支撑向量集, 从而节省了存储空间. 同时基于矢量量化的方法需要计算每两个矢量之间的距离, 随着训练样本的增多, 计算量会成指数增加, 而本文的方法只需要计算最优分类超平面及映射参数, 因而无论是训练时间还是测试时间都大大减少. 在训练图像和测试图像完全相同的情况下, 时间可减小 10~500 倍.

5.2 盲超分辨率重建

实验中从实际拍摄的视频序列中取连续的 11 帧图像来重建一幅高分辨率图像, 取中间帧为参考帧 y_0 , 分辨率倍数提高 4 倍. 首先将图像由 RGB 空间转换到 YUV 空间, 对 U、V 分量用双线性插值, Y 分量应用超分

分辨率算法. CCD 相机的降质主要由散焦引起, 采用 3.2 节的方法估计散焦半径为 1.8. 为了说明本文算法的有效性, 比较了 4 种方法的实验结果: 方法 1 为双线性插值; 方法 2 为采用文献[9]的运动估计算法和通常的没有考虑配准误差的复原算法; 方法 3 为采用文献[9]中的运动估计算法和考虑了配准误差的复原算法; 方法 4 为本文的算法. 图 11 为实验结果. 图 12 为误差迭代曲线, 其中横轴为迭代次数, 纵轴为迭代误差, 由下式得出

$$MSE = \frac{\left\| \frac{\hat{y}_0 \cdot y_0}{\|\hat{y}_0\|^2} - y_0 \right\|^2}{\|y_0\|^2} \quad (14)$$

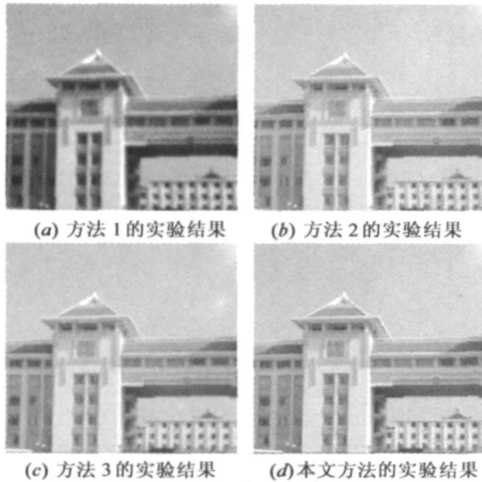


图 11 重建图像

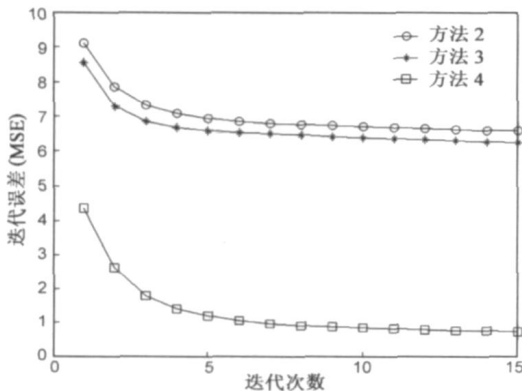


图 12 误差迭代曲线

其中 $\hat{y}_0 = f(\alpha_0 D_0 F_0 H_0 \hat{x} + \beta_0)$, 非线性响应函数 f 采用文献[15]的方法得出, H_0 和 α_0, β_0 分别由 3.2 节和 4.1 节所述方法得到, F_0 为单位阵. 可以看出从主观视觉或定量描述, 本文方法的结果都具有最好的效果, 这依赖于运动估计算法的准确性, 同时与单帧插值相比提高了图像的动态范围.

6 结论

本文在考虑了光照等因素的超分辨率复原模型

下, 提出了一种基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法. 利用支撑向量机建立特征向量与对应的候选参数的映射关系, 然后进行参数辨识. 采用 Sobel 算子和局部方差提取能够表征图像模糊程度的特征向量是本文算法的基础. 同时提出一种基于 Retinex 的亚像素配准算法, 融合多幅不同光照条件下的低分辨率图像, 同时实现了图像动态范围和空间分辨率的增强. 仿真结果表明了该算法的有效性.

参考文献:

- [1] Nguyen N, Milanfar P, Golub G. Efficient generalized cross validation with applications to parametric image restoration and resolution enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(9): 1299–1308.
- [2] Begin I, Ferrie F R. Blind super resolution using a learning based approach[A]. Proceedings of International Conference on Pattern Recognition[C]. Cambridge, U. K., 2004. IF 85 89.
- [3] Nakagaki R, Katsaggelos A K. A VQ-based blind image restoration algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 1044–1053.
- [4] Zhaozhong Wang, Feihu Qi. On ambiguities in super resolution modeling[J]. IEEE signal processing letters, 2004, 11(8): 678–681.
- [5] Gevrekci M, Gunturk B K. Image acquisition modeling for super resolution reconstruction[A]. Proceedings of International Conference on Image Processing[C]. Genoa, Italy, 2005. IF 1058 1061.
- [6] Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415–425.
- [7] Woods N A, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Stochastic methods for joint registration, restoration, and interpolation of multiple undersampled images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1): 201–213.
- [8] Robinson D, Milanfar P. Fast local and global projection based methods for affine Motion estimation[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2003, 18(1): 35–54.
- [9] Altunbasak, Y, Mersereau, R M, Patti, A J. A fast parametric motion estimation algorithm with illumination and lens distortion correction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(4): 395–408.
- [10] Getian Ye, Pickering M, Frater M, Arnold J. Efficient multi-image registration with illumination and lens distortion correction[A]. Proceedings of International Conference on Image Processing[C]. Genoa, Italy, 2005. IF 1108 1111.
- [11] Dongjiang Xu, Kasparis, T. Robust image registration under spatially non uniform brightness changes[A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal

- Processing[C]. Philadelphia, USA, 2005. III: 945-948.
- [12] Park S C, Park M K, Kang M G. Super resolution image reconstruction: A technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3) : 21- 36.
- [13] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- Zou Mouyan. Deconvolution and Signal Recovery[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2001. (in Chinese)
- [14] Lee E, Kang M G. Regularized adaptive high resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(7) : 826-837.
- [15] Mann S, Mann R. Quantigraphic imaging: estimating the camera response and exposures from differently exposed images[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Hawaii, 2001. I: 842-849.

作者简介:



乔建苹 女, 1981 年 11 月出生于山东德州, 山东大学信息科学与工程学院博士研究生. 2003 年于中国石油大学电子信息工程系获工学学士学位, 2004 年定为山东大学信息科学与工程学院硕博连读生, 2005 年开始博士阶段学习与研究. 研究方向为多媒体信号处理、超分辨率图像重建, 发表论文 10 余篇.

E-mail: jpqiao@sdu.edu.cn



刘 琚 男, 1965 年 4 月出生于山东临沂, 工学博士、教授、博士生导师. 1986 和 1989 年分别于山东大学获学士和硕士学位, 2000 年于东南大学获博士学位, 2002 年到 2003 年为西班牙加泰罗尼亚理工大学和加泰罗尼亚通信技术研究访问教授, 2005 年受 DAAD 项目资助赴德国不来梅大学和杜伊斯堡-埃森大学进行合作研究. 目前主要从事无线通信中空时信号处理、盲信号处理和多媒体信息处理等方面研究, 发表论文 100 余篇. (通信作者) E-mail: juliu@sdu.edu.cn