

集成学习法与双分裂 Bregman 正则化下的图像复原

杨敬娴^{1,2}, 郭喜庆¹, 孙鹏飞^{1,2}, 韩文钦^{1,2}, 解官宝^{1,2}

(1 中国科学院 光电研究院, 北京 100094; 2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 相机在拍摄过程中会受到多种模糊降质过程的影响, 其中曝光过程中相机的抖动与散焦是极为常见的图像降质原因. 针对自然图像梯度满足重尾分布的特性, 利用混合高斯模型进行参数建模, 并将模型参数作为先验知识, 采用一种基于变分贝叶斯估计的集成学习法来估计降晰核. 接着利用总变分正则化方法, 提出了一种双分裂 Bregman 迭代算法, 实现了在 Bregman 框架下的图像反卷积. 采用本算法对两幅实际拍摄的模糊照片进行图像复原, 并通过与目前的复原算法相比证明该算法能更加有效地去除图像模糊.

关键词: 图像复原; 集成学习法; 总变分; Bregman 迭代

中图分类号: TP391. 41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)12-0085-05

Ensemble Learning and Bi-splitting Bregman Regularization for Image Deblurring

YANG Jing-xian^{1,2}, GUO Xi-qing¹, SUN Peng-fei^{1,2}, HAN Wen-qin^{1,2}, XIE Guan-bao^{1,2}

(1 Academy of Opto-electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In the process of imaging, camera shake and defocusing during exposure are extremely common reasons for image degradation, and lead to objectionable image blur. Due to images of real-world scenes obey heavy-tailed distributions in their gradients, a mixture-of-Gaussians model is built to represent the distribution. Then Ensemble Learning approach based on the variational Bayesian estimation is applied to find the blur kernel. Given the kernel, the image deconvolution is completed using Total Variation Regularization, and bi-splitting Bregman iterative algorithm under Bregman framework is proposed in this paper. The experimental results show that this algorithm can effectively remove image blur compared to existing approach.

Key words: image restoration; ensemble learning; total variation; Bregman iteration

1 引言

照相机观测和记录图像的过程可以看作是卷积的过程. 成像系统所获得的图像不仅反映了真实的物理景象和成像过程, 还反映了相机(包括光学系统加工、线路传输和图像传感器采样)的特性^[1]. 造成相机成像质量降低的原因有很多, 一般分为系统误差和随机误差. 系统误差如相机光学系统不精良等, 随机误差如拍摄时对焦不准、拍摄时相机抖动等, 都会引起的图像降质. 这类问题一般统称为图像模糊或降晰, 它的直观表现是图像的分辨率降低^[2].

图像复原问题可理解为, 根据记录到的图像给出真实图像的最佳估计^[3]. 如果降晰函数先验可知, 则此时的图像复原问题称为非盲目反卷积问题; 如果降晰函数未知, 则看作盲目反卷积问题. 这两种反问题的解都不连续的依赖于观测数据, 所以它们都是病态的^[4]. 显然, 由于相机拍摄过程中的随机误差因素造成的模糊图像的复原问题中, 降晰函数是未知的^[5], 它属于一类经典的盲目反卷积问题.

本文在文献[2]的基础上, 首先对模糊图像采用基于变分贝叶斯理论的集成学习方法, 将真实图像梯度的特定分布参数作为先验知识, 进行图像降晰

核估计.接着,基于总变分正则化的模型,应用一种新的双分裂 Bregman 方法对价格函数进行迭代求解,最终实现了模糊图像的复原.对实际拍摄模糊图像进行试验,证明本算法有更好的图像复原效果.

2 研究方法

首先假设图像和降晰函数都在实域和非负域上,图像的尺寸远大于降晰函数尺寸,且降晰函数是空间不变的.忽略成像系统的非线性特性和像成像平面与物成像平面的二维坐标变换,可将图像的降晰数学模型写成

$$g = B \otimes f + \xi \quad (1)$$

式中, g 、 f 和 ξ 分别表示观测图像,真实图像和噪声的堆积向量; B 是由降晰函数生成的降晰矩阵,也称作降晰核(blur kernel)或点扩散函数(Point Spread Function, PSF); $\otimes$ 表示二维离散卷积.

本文所处理的模糊图像盲目反降晰的任务就是在降晰核 B 未知的情况下,由观测图像 g 恢复出真实图像 f .

2.1 图像模型

在根据数据量有限的观测图像 g 恢复出真实图像 f 的过程中,需要真实图像的一些先验知识.在对自然场景下的大量图像的统计研究^[2,6-7] 中发现,真实清晰图像的梯度服从重尾分布,即分布曲线在零点处有较大的峰值,在远离零点处有较长的拖尾.文献^[2,6] 都将这种分布作为图像反降晰过程中的重要先验知识,也都得出了令人满意的复原效果.

本文在对四幅自然场景下的清晰图像进行梯度直方图分析且取平均后,得到了如图 1 虚线所示的梯度直方图.为了更便于观察,直方图的纵坐标概率密度取以 2 为底的对数.运用混合高斯函数模型(均值为 0,6 个高斯分布相加)对其进行拟合并同样采用对数显示,其结果如图 1 中实线所示.

结果表明真实图像 f 的梯度可以用混合高斯模型进行建模,其梯度 ∇f 的概率密度函数(probability density function, pdf)可写为

$$p(\nabla f) = \sum_{j=1}^6 \omega_j N(\nabla f | 0, \sigma_j) \quad (2)$$

式中, ω_j 表示第 j 个高斯分布的权值,6 为组成混合高斯模型的高斯分布个数,0 为高斯分布的均值, σ_j 为第 j 个高斯分布的方差.

2.2 集成学习法估计降晰核

根据贝叶斯公式,在已知观测图像的情况下,真实图像和降晰核的联合后验概率为

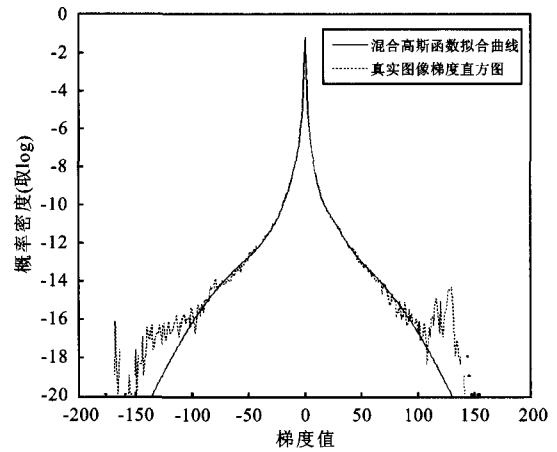


图 1 自然图像的梯度对数分布

$$p(f, B | g) = \frac{p(g | f, B) p(f | B) p(B)}{p(g)} \quad (3)$$

由于真实图像的梯度是先验知识,所以在这里对观测图像进行取梯度处理.根据式(1),同时假定 B 是已经确定的空间不变的常值矩阵,观测图像的梯度与真实图像的梯度仍然满足卷积关系,即 $\nabla g = B \otimes \nabla f + \xi$.故由最大后验(Maximum a Posteriori, MAP)估计的概念,可将上式写为

$$p(\nabla f, B | \nabla g) \propto p(\nabla g | \nabla f, B) p(\nabla f) p(B) \quad (4)$$

后验概率最大化对应的真实图像和降晰核的组合就是图像复原的解.特别需要注意的是,此时还需要考虑两个特定的限制因素:概率不能为负数及概率和应为 1.

一般来说,后验概率密度函数是复杂的高维函数,解决起来非常困难.而 Miskin 提出的基于变分贝叶斯理论的集成学习方法实质上是一种解决盲源分离问题的独立成分分析模型^[9],它以 Kullback-Leibler 散度(也称为 KL 散度或 KL 距离)作为标准,采用多个函数模型更好的近似估计后验概率密度函数.

参照文献^[2],以 $q(\nabla f, B, \sigma^2)$ ^[8] 近似表示后验概率 $p(\nabla f, B | \nabla g)$,并假定其参数间相互独立并服从 $q(\nabla f, B, \sigma^2) = q(\nabla f) \times q(B) \times q(\sigma^2)$ 的可分形式.其中 σ^2 表示 Gamma 分布(指数分布的一种形式)中的方差的逆.真实后验概率 p 与近似后验概率 q 之间的 KL 散度表示为

$$\begin{aligned} D_{KL}(q(\nabla f, B, \sigma^2) \| p(\nabla f, B | \nabla g)) \\ = \int q(\nabla f, B, \sigma^2) \ln \left[\frac{q(\nabla f, B, \sigma^2)}{p(\nabla f, B | \nabla g)} \right] d(\nabla f, B, \sigma^2) \\ = \int q(\nabla f, B, \sigma^2) \ln \left[\frac{q(\nabla f, B, \sigma^2) p(\nabla g)}{p(\nabla g | \nabla f, B) p(\nabla f) p(B)} \right] \\ d(\nabla f, B, \sigma^2) \end{aligned} \quad (5)$$

用 D_{KL} 表示代价函数 C_{KL} , 最大化联合后验概率等价于为最小化代价函数:

$$\begin{aligned} C_{KL} &= D_{KL}(q(\nabla f, B, \sigma^2) \parallel p(\nabla f, B \mid \nabla g)) \\ &\quad - \ln p(\nabla g) \\ &= \int q(\nabla f, B, \sigma^2) \\ &\quad \ln \frac{q(\nabla f, B, \sigma^2)}{p(\nabla g \mid \nabla f, B) p(\nabla f) p(B)} d(\nabla f, B, \sigma^2) \\ &= \int q(\nabla f) \ln \frac{q(\nabla f)}{p(\nabla f)} d(\nabla f) + \int q(B) \ln \frac{q(B)}{p(B)} dB + \\ &\quad \int q(\sigma^2) \ln \frac{q(\sigma^2)}{p(\sigma^2)} d(\sigma^2) \end{aligned} \quad (6)$$

由于 $q(\nabla f, B, \sigma^2)$ 服从可分形式, 假定 $\nabla f, B, \sigma^2$ 独立同分布, 最小化代价函数有

$$\frac{\partial C_{KL}}{\partial q(\nabla f, B, \sigma^2)} = \ln[q(\nabla f)q(B)q(\sigma^2)] - \ln[p(\nabla f)p(B)p(\sigma^2)] + 1 + \beta_i \quad (7)$$

式中, β_i 是使 q 归一化的拉格朗日乘数^[9].

利用式(2)中的指数形式的初始假定参数值(即混合高斯模型的参数值)作为先验知识, 使用期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法^[10]通过迭代的方式实现代价函数的最小化, 由此估计出降晰核矩阵 B .

2.3 总变分双分裂 Bregman 迭代算法

2.3.1 总变分正则化概念

由于图像反卷积是一类反问题, 具有病态性, 所以需要引入一些附加限制, 以使问题良态化. Tikhonov 最早提出了一种经典且有效的正则化处理办法, 但其正则化的基本思想是限制解为一个平滑解, 而真实图像应该有许多棱边和由特征点构成的细节, 解的平滑常常不十分符合真实情况. 而且, 一般的正则化方法是基于 L_2 范数的最小二乘准则, 而 Rudin、Osher 和 Fatemi 则提出^[11]受噪声污染图像的总变分比无噪声图像的总变分大的多, 由此提出了总变分正则化方法, 也称作 ROF 模型.

总变分正则化是目前流行的可同时保持图像边缘和去除图像噪声的正则化方法, 这种模型通过解决下式来进行图像的反降晰.

$$\begin{aligned} f &= \arg \min_f \{H(f) + \lambda J_{TV}(f)\} = \\ &\arg \min_f \left\{ \frac{1}{2} \|Bf - g\|_{L^2}^2 + \lambda \|\nabla f\|_{L^1} \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\|\cdot\|_{L^2}$ 用来表示 L_2 -范数, $\|\cdot\|_{L^1}$ 表示 L_1 -范数, ∇f 代表真实图像 f 的梯度. $H(f)$ 和 $J_{TV}(f)$ 都是凸函数, 其中第一项 $H(f)$ 为保真项, 保证真实图像经模糊后与观测图像的距离足够小; 第二项为

总变分正则化项 $J_{TV}(f)$, 尺度参数 λ 是 Lagrange 乘子的倒数, 起着平衡去噪效果和保持图像特性的作用^[12].

针对式(8), 常利用变分方法求解其对应的 Euler-Lagrange 方程, 然后利用相对的数值方法解这个方程, 但这种方法的计算量极为巨大^[1, 11]. 传统的 Bregman 迭代主要用来解决凸泛函的极值求解问题, Osher 等人首先将其有效地应用在 ROF 去噪模型中进行图像反卷积^[13].

2.3.2 传统 Bregman 迭代方法介绍

Bregman 距离的定义为

$$D_f^J(u, v) = J(u) - J(v) - \langle p, u - v \rangle \quad (9)$$

式中, $p \in \partial J(v)$, $\partial J(v)$ 表示泛函 J 在点 v 处的次梯度. 对于连续可微泛函, 存在唯一的次梯度, 从而存在唯一的 Bregman 距离. 利用上式对式(8)进行逐步逼近

$$\begin{aligned} f^{k+1} &= \arg \min_f \{H(f, g) + \lambda D_{f_{TV}}^J(f, f^k)\} = \\ &\arg \min_f \left\{ \frac{\mu}{2} \|Bf - g\|_{L^2}^2 + D_{f_{TV}}^J(f, f^k) \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

其中根据 $0 \in \partial(D_f^J(f, f^k) + \mu H(f))$, 可求出 p^{k+1} , 且 $\mu = 1/\lambda$:

$$p^{k+1} = p^k - \nabla H(f^{k+1}) \quad (11)$$

设置初值为 $f^0 = 0$, $p^0 = 0$ 联立式(10)、(11), 可写出 Bregman 迭代算法:

$$\begin{cases} f^{k+1} = \arg \min_f \left\{ \frac{\mu}{2} \|Bf - g\|_{L^2}^2 + \right. \\ \left. J_{TV}(f) - J_{TV}(f^k) - \langle p^k, f - f^k \rangle \right\} \\ p^{k+1} = p^k - \mu B^T(Bf^{k+1} - g) \end{cases} \quad (12)$$

当 B 为一线性算子时, 上述迭代格式, 经整理^[14]可得到 Bregman 迭代的简洁形式如下, 初始条件为 $f^0 = 0$, $g^0 = 0$:

$$\begin{cases} f^{k+1} = \arg \min_f \left\{ \frac{\mu}{2} \|Bf - g^k\|_{L^2}^2 + J_{TV}(f) \right\} \\ g^{k+1} = g^k + g - Bf^{k+1} \end{cases} \quad (13)$$

由于上述迭代式中求解 f^{k+1} 的问题是目标函数最小化问题, 其中涉及 L_1 与 L_2 两种不同的范数^[15], 同时需要模糊核 B 和凸函数 J_{TV} 的逆运算^[16], 运算速度较低.

2.3.3 双分裂 Bregman 迭代方法

本文在上述理论基础上, 提出一种新的双分裂 Bregman 迭代方法, 以实现模糊图像的快速复原.

由于 $H(f)$ 和 $J_{TV}(f)$ 都是凸函数, 式(8)表明总变分正则化方法可看作最小化两个凸函数的和.

构造两个优化算子^[17],并代入式(8)求解所需满足的次梯度条件,从而得到相互解耦的分裂迭代求解算法:

$$\begin{cases} v^{k+1} = f^k - \delta B^T(Bf^k - g) \\ f^{k+1} = \arg \min_f \left(\frac{\mu}{2\delta} \|f - v^{k+1}\|_{L^2}^2 + J_{TV}(f) \right) \end{cases} \quad (14)$$

式中, $0 < \delta < \frac{2}{\|B^TB\|}$ 时算法收敛.

上式在求解 f^{k+1} 的过程中可以使用一些算子模型,例如,当 J 为 $L1$ 项,即 $J(f) = \|f\|_{L1}$ 时,可以使用软阈值算子来快速计算^[14-16],即

$$\begin{aligned} f^{k+1} &= \text{shrink}(v^{k+1}, \frac{\delta}{\mu}) \\ &= \text{sgn}(v^{k+1}) \max \left\{ |v^{k+1}| - \frac{\delta}{\mu}, 0 \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

由于 $J_{TV}(f) = \|\nabla f\|_{L1} = \int |\nabla f|$,为了计算方便,引入变量 $d = \nabla f$,可得到迭代式(14)第二项的一种新的约束优化问题:

$$\begin{aligned} \arg \min_f & \left(\frac{\mu}{2\delta} \|f - v^{k+1}\|_{L^2}^2 + \|d\|_{L1} \right) \\ \text{s. t. } & d = \nabla f \end{aligned} \quad (16)$$

通过 Lagrange 乘子法将其转化为一个无约束优化问题:

$$\begin{aligned} \arg \min_f & \left(\frac{\mu}{2\delta} \|f - v^{k+1}\|_{L^2}^2 + \|d\|_{L1} + \right. \\ & \left. \frac{\alpha}{2} \|d - \nabla f\|_{L^2}^2 \right) \end{aligned} \quad (17)$$

再次利用分裂 Bragman 算法的思想^[15],对迭代式(16)进行分裂迭代:

$$\begin{aligned} \text{GMG} &= \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2}{2}} \\ &= \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[f(i,j+1) - f(i,j)]^2 + [f(i+1,j) - f(i,j)]^2}{2}} \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $f(i,j)$ 表示恢复后的图像某像素点; M 和 N 表示图像的宽度和高度; $f(i,j+1)$ 和 $f(i+1,j)$ 表示与该点相邻的像素值.

细节较少的模糊图像及其复原效果参见图 2. 其中(a)图为实际中拍摄的模糊图像,(b)图为采用文献[2]中算法进行图像复原的结果,(c)图显示了采用本文给出的算法估计出的复原图像. 为了更加清晰地观察复原效果,这里对模糊图像(a)进行了局部放大,如图(d),相应放大复原图像(b)和(c)的局部如图(e)和(f). 可看出本文算法相比文献[2]中算法可有效地进行盲目图像.

$$\begin{cases} v^{k+1} = f^k - \delta B^T(Bf^k - g) \\ f^{k+1} = \arg \min_f \left(\frac{\mu}{2\delta} \|f - v^{k+1}\|_{L^2}^2 + \frac{\alpha}{2} \|d^k - \nabla f - b^k\|_{L^2}^2 \right) \\ d^{k+1} = \arg \min_d \left(\|d\|_{L^2}^2 + \frac{\alpha}{2} \|d - \nabla f^{k+1} - b^k\|_{L^2}^2 \right) \\ b^{k+1} = b^k + \nabla f^{k+1} - d^{k+1} \end{cases} \quad (18)$$

其中 $d = (d_x, d_y)$, $b = (b_x, b_y)$, $\nabla f = (\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y})$,

迭代的终止条件选为 $\|f_k - f_{k-1}\|^2 / \|f_{k-1}\|^2 \leq 10^{-5}$.

该算法是快速的迭代总变分正则化算法,算法的每一项操作都能直接求解,其计算复杂度主要在第二式和第三式. 其中,第二式是可微的^[17],所以可以利用很多成熟的算法解决这个问题,在此选取 Gauss-Seidel 迭代法,且选择迭代两次即可得到比较满意的效果. 第三式可以应用式(15)中提到的软阈值算子进行计算. 循环迭代算法直至满足选定的终止条件为止,即可得到复原图像.

3 实验结果分析

为了验证算法的有效性,对多种模糊图像分别进行了图像复原. 同时,由于实际操作中无法知道原始图像的准确信息,采用传统的无标准图像评价方法——灰度平均梯度(Gray Mean Grads, GMG)^[18]作为图像的客观评价标准. GMG 值越大表示图像对应像素点的边沿越清晰,图像的品质也越好,公式表述如式(19).

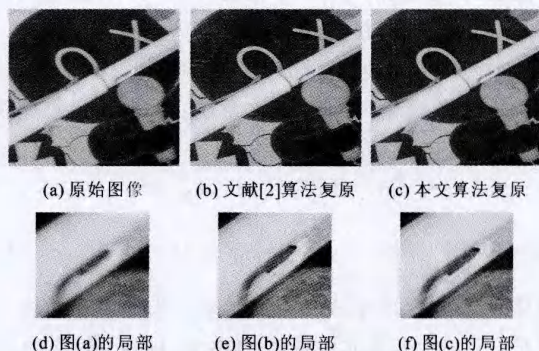


图 2 细节较少的模糊图像及其复原图像

同时根据式(19)计算复原前后图像的 GMG

值,原始模糊图像(a)为 0.821 3,采用文献[2]算法复原后的图像(b)为 2.663 0,采用本文算法复原出的图像(c)的 GMG 值为 2.832 4.

细节较丰富的模糊图像及其复原效果参见图 3.

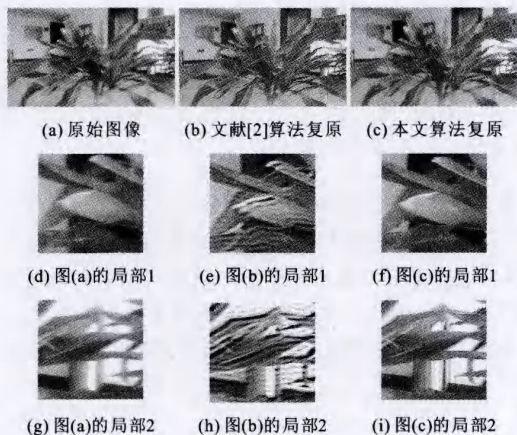


图 3 细节较丰富的模糊图像及其复原图像

其中,(a)图显示了真实情况下相机拍摄的模糊图像,(b)图为采用文献[2]中算法复原出的图像,图(c)为使用本文算法所复原的图像.同样,为了更清晰地观察复原效果,观察模糊图像(a)的两处局部细节放大如图(d)和(g),观察复原图像(b)和(c)中相对应的区域并进行放大,如图(e)和(h),(f)和(i).

同时,经过计算得知原始模糊图像(a)的 GMG 值为 0.688 9,复原图像(b)的 GMG 为 1.737 5,复原图像(c)的 GMG 值为 2.614 5.并且能够观察到,采用文献[2]算法恢复出的图像有较强的振铃效应,而利用本算法进行图像复原时的振铃现象有所改善.

由上面两组实验结果可证明,本文使用的算法能对真实场景下的模糊图像进行有效的复原.与现有的方法[2]进行对比,并通过观察局部细节放大图,可明显的看出本算法复原的效果较好.同时,通过计算各个图像的 GMG 值可知,采用本算法复原后的图像 GMG 相比原始图像可以增加到 3~5 倍,且比现有算法[2]能更有效地复原出模糊图像的边缘.

4 结束语

本文利用自然图像梯度满足重尾分布的特性,运用混合高斯模型对其进行参数建模,采用集成学习法盲目估计模糊核.再根据估计出的模糊核,利用

新的双分裂 Bregman 迭代算法进行总变分正则化,即可实现对运动模糊图像的盲复原.对两幅实际拍摄的模糊照片的复原实验结果表明,该复原算法相比现有算法[2]能更有效地去随机因素造成的图像模糊,并可以在一定程度上恢复出图像边缘的细节信息.

参考文献:

- [1] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [2] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 787-794.
- [3] Banham M R, Katsaggelos A K. Digital image restoration[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1997, 14(2): 24-41.
- [4] Cai J, Ji H, Liu C, et al. Blind motion deblurring from a single image using sparse approximation[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL: IEEE, 2009: 104 - 111.
- [5] 陈曦, 汪彦刚, 彭思龙. 部分模糊核已知的混合模糊图像复原算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 272-278.
- [6] Shan Q, Jia J, Agarwala A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [7] Roth S, Black M J. Fields of experts: A framework for learning image[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: IEEE, 2005: 860-867.
- [8] Miskin J, Mackay D J C. Ensemble learning for blind image separation and deconvolution[C]// Proceedings of Advance in Independent Component Analysis. London: Springer-Verlag, 2000: 123-141.
- [9] Miskin J W. Ensemble Learning for Independent Component Analysis[D]. Cambridge: University of Cambridge, 2000.
- [10] 孙韶杰, 吴琼, 李国辉. 基于变分贝叶斯估计的相机抖动模糊图像的盲复原算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2674-2679.
- [11] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992(60): 259-268.
- [12] 易丽娅, 鲁晓磊, 王进军, 等. 图像复原的 Bregman 迭代双正则化方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 350-356.

(下转第 96 页)

- and row-pixel-mixed parallel image processors [J]. Sensors, 2009, 9(S): 5933—5951.
- [2] Miao W, Lin Q Y, Zhang W C, et al. A programmable SIMD vision chip for real-time vision applications [J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2008, 43(6): 1470-1479.
- [3] Zhang W C, Qiu Y F, Wu N J. A programmable vision chip based on multiple levels of parallel processors [J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2011, 46(9): 2132-2147.
- [4] 李元金, 张万成, 吴南健. 一种基于并行处理器的快速车道线检测系统及 FPGA 实现[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(12): 2901-2906.
- [5] Gary Bradski, Adrian Kaebler. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library [M]. O'REILLY. [s. n.], 2009: 227-231.
- [6] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 93-98.
- [7] Yikai Fang, Kongqiao Wang, Jian Cheng, et al. A real-time hand gesture recognition method[C]// IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Beijing: IEEE, 2007: 995-998.
- [8] Hardy Francke, Javier Ruiz-del-Solar, Rodrigo Verschae. Real-time hand gesture detection and recognition using boosted classifiers and active learning 11fps Advances in Image and Video Technology [C]// Proceedings of the Advances in Image and Video Technology, Second padfic Symposium. Santiago, Chile: IEEE, 2007: 533-547.

作者简介:

龙希田 女, (1990—), 硕士生. 研究方向为集成电路设计及其高速图像处理.

石 匆 男, (1984—), 博士生. 研究方向为高速图像处理及集成电路设计.

杨 杰 男, (1987—), 博士生. 研究方向为高速图像处理及集成电路设计.

吴南健 男, (1961—), 博士, 博士生导师, 研究员. 研究方向包括数模混合集成电路、射频集成电路、超高速图像传感器、视觉芯片、RFID 等.

(上接第 89 页)

- [13] Osher S, Burger M, Goldfarb D, et al. An iterative regularization method for total variation- based image restoration[J]. Multiscale Model Simulation, 2005, 4(2): 460-489.
- [14] Yin W, Osher S, Goldfarb D, et al. Bregman iterative algorithms for l1-minimization with applications to compressed sensing [J]. SIAM J Imaging Sciences, 2008, 1(1): 143-168.
- [15] Goldstein T, Osher S. The split bregman method for L1-regularized problems [J]. SIAM J Imaging Sciences, 2009, 2(2), 323-343.
- [16] Zhang X, Burger M, Bresson X, et al. Bregman-ized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction[J]. SIAM J Imaging Sciences, 2010, 3(3), 253-276.
- [17] 万保成. 分裂 Bregman 方法及其在图像处理中的应用 [D]. 吉林: 吉林大学, 2009.
- [18] 曹茂永, 孙农亮, 郁道银. 基于灰度梯度的数字图像评价函数[J]. 光电工程, 2003, 30(4): 69-72.

作者简介:

杨敬娴 女, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为图像复原与相机驱动.

郭喜庆 男, (1972—), 博士, 研究员. 研究方向为光电载荷与光电成像、精密仪器光机电一体化设计.

孙鹏飞 男, (1985—), 硕士研究生. 研究方向为数值分析与算法设计.

韩文钦 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为图形建模与光学信号检测.

解官宝 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为光学成像与检测.