

基于变量分离和加权最小二乘法的图像复原*

肖 宿¹, 韩国强²

(1. 淮北师范大学 计算机科学与技术学院, 安徽 淮北 235000; 2. 华南理工大学 计算机科学与工程学院, 广州 510006)

摘 要: 为提高图像复原的质量和速度, 提出一种新的图像复原算法。首先基于变量分离技术, 加入新的约束条件, 建立解决图像复原问题的目标函数; 然后利用交替最小化方法, 将目标函数的优化分解为两个交替迭代的过程, 以获得图像复原问题的全局最优解。在求解分离得到的新变量的过程中, 引入迭代重加权最小二乘法 (IRLS) 处理 L1 范式的不可微分问题。实验结果表明, 提出的算法有效地解决了图像复原问题; 与同类的一些算法相比, 该算法在复原速度和复原效果方面均具有优势。

关键词: 图像复原; 约束优化问题; 变量分离; 交替最小化方法; 迭代重加权最小二乘法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1584-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.108

Image restoration based on variable splitting and weighted least squares

XIAO Su¹, HAN Guo-qiang²

(1. School of Computer Science & Technology, Huaibei Normal University, Huaibei Anhui 235000, China; 2. School of Computer Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: For improving and accelerating image restoration, this paper proposed a novel algorithm. Based on the variable splitting technology, it established an objective function with a new constraint for image restoration problem. To obtain the global optimal solution of image restoration, it used the alternating minimization method to decompose the optimization of the objective function into two alternately iterative procedures. In the procedure of calculating the new variable obtained by splitting, it introduced the iteratively reweighted least squares method to solve the non-differentiable L1 norm. The experimental results demonstrate the efficiency of the proposed algorithm, and compared with some state-of-the-art algorithms, it shows better performances on the restored results and speed.

Key words: image restoration; constrained optimization problems; variable splitting; alternating minimization method; iteratively reweighted least squares

0 引言

在图像相关的应用领域, 原始图像通常无法直接观测到, 需借助图像复原技术, 利用观测图像及其与原始图像的线性关系:

$$y = Au + n \quad (1)$$

来重建原始图像。式中: $y \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 表示观测图像; $u \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 表示原始图像或其稀疏表示; $n \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 表示加性噪声; $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示线性算子。为使式(1)的讨论有意义, 常假设 u 和 y 属于 Hilbert 空间。在该空间下, 噪声的大小为 $\|n\|_2^2 \leq \sigma^2$ 。可用最小二乘法估计原始图像:

$$\hat{u} = \arg \min_u \|y - Au\|_2^2 \quad (2)$$

虽然式(2)可得到闭合解, 但易放大噪声, 反映了图像复原的不适定性。因此, 正则优化技术被提出以抑制噪声:

$$\hat{u} = \arg \min_u [\lambda f(u) + \frac{1}{2} \|y - Au\|_2^2] \quad (3)$$

其中: $f(u)$ 表示正则化函数。当 u 表示原始图像时, 式(3)被称为图像复原的分析模式^[1], 它通过直接对原始图像进行正

则化, 消除复原过程的不适定性, 重建原始图像; 当 u 是原始图像的稀疏表示 (sparse representation) 时, 式(3)代表了图像复原的合成模式。此时, 线性算子 $A = BD$, 其中 $B \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 表示模糊算子, $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示字典 (如正交基、小波框架等)。原始图像被表示为字典中原子的线性组合, 通过估计原始图像的稀疏表示对其重建, 其思想来自于压缩传感技术 (compressed sensing)^[2]。

迭代收缩/阈值法 (iterative shrinkage/thresholding, IST)^[3] 是处理优化问题式(3)的标准算法, 优化—最小化 (majorization-minimization)^[4]、期望最大化^[5] 和前向后向分离^[6] 等均可看做 IST 的衍生算法。IST 类算法的关键在于利用软阈值函数^[7] 估计原始图像, 因此其时间复杂度较低。结合 Nesterov 的最优梯度法^[8] 和 IST 算法, Beck 等人^[9] 提出了两步 IST 算法。与标准的 IST 算法不同, 它每次迭代的结果依赖前两次迭代的结果。该算法可提高图像复原的质量, 且具有全局收敛性和更快的收敛速度。同样基于 Nesterov 的梯度法, Becker 等人^[10] 提出了 NESTA 算法。实验结果表明, NESTA 的收敛速度优于梯度下降投影法^[11,12]。最近, Bregman 算法^[13,14] 被用于处理

收稿日期: 2011-07-27; 修回日期: 2011-09-07 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61070090); 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(61102117); 淮北师范大学学校青年科研项目(700442)

作者简介: 肖宿(1982-), 男, 安徽淮北人, 讲师, 博士, 主要研究方向为数字图像复原技术等(smartwindows@sohu.com); 韩国强(1962-), 男, 江西人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为数字图像处理技术等。

优化问题式(3)。该类算法用 Bregman 距离代替式(3)中的正则化函数,并用 Bregman 迭代估计原始图像或其稀疏表示。在一些文献中,Bregman 算法又称做 Douglas-Rachford 分离法或交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers)^[15,16]。

包括以上提到的算法在内,式(3)所代表的图像复原算法存在以下缺点:a)图像复原的结果非常依赖 u 的初始估计;b)对 σ 的取值有限定,如 Bregman 算法要求 $\sigma = 0$ ^[13-16],而 IST 类算法则要求 $\sigma > 0$ ^[3,9];c)寻找合适的 λ 的过程会产生一系列子问题,子问题的求解会影响算法的效率;d)随着 λ 的增大,优化问题式(3)求解的不适定性随之增加^[17];e)复原高维图像时($n \geq 10^4$),已有的算法大多效率不高^[10,12]。因此,本文提出基于变量分离和加权最小二乘法求解图像复原问题,以克服以上的缺点。

1 变量分离及优化

本文将图像复原问题表示为

$$\min_u [g_1(u) + g_2(Pu)] \quad (4)$$

其中: $g_1(u) = 0.5 \times \|Au - y\|_2^2$; $g_2(\cdot) = \lambda f(\cdot)$; $P \in R^{l \times n}$ 表示任给的线性算子。通过变量分离,函数 $g_2(\cdot)$ 可得新变量 v 作为其自变量,即 $v = Pu$ 。由此产生一个新的约束优化问题:

$$\min_{u,v} [g_1(u) + g_2(v)] \quad \text{s. t. } Pu = v \quad (5)$$

式(5)即表示本文所要求解的图像复原问题。显然,式(5)和(4)是等价的,只是相比式(4),式(5)的求解更容易。式(5)的目标函数含有两个未知变量 u 和 v ,属于非凸优化问题,可用交替最小化求解^[18]:

$$u^{i+1} = \arg \min_u [g_1(u) + \frac{\mu}{2} \|v^i - Pu\|_2^2] \quad (6)$$

$$v^{i+1} = \arg \min_v [g_2(v) + \frac{\mu}{2} \|v - Pu^{i+1}\|_2^2] \quad (7)$$

其中: $i = 0, 1, 2, \dots$ 表示迭代次数。

2 图像复原算法

令 $P = I$ 表示单位矩阵,由式(6)(7),本文提出的图像复原算法为:

```

输入: $\lambda, \mu, A, y$  和  $v^0$ 。
for  $i = 0, 1, 2, \dots$ 
 $u^{i+1} = \arg \min_u [\|Au - y\|_2^2 + \mu \|v^i - u\|_2^2]$ 
 $v^{i+1} = \arg \min_v [\lambda f(v) + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2]$ 
if 满足迭代停止条件
break
end
end
    
```

由算法描述,可直接得到:

$$u^{i+1} = (A^T A + \mu I)^{-1} (A^T y + \mu v^i) \quad (8)$$

利用快速傅里叶变换, $A^T A + \mu I$ 求逆的时间复杂度为 $O(n \log n)$ 。该算法可采用两种模式复原图像:

- a) 分析模式,即 u 为原始图像的稀疏表示;
- b) 合成模式,即 u 为原始图像。

2.1 基于 IRLS 计算 v^{i+1}

计算 v^{i+1} , 必须确定 $f(\cdot)$ 的具体形式。对于算法的不同模式, $f(\cdot)$ 选择如下:

- a) 分析模式下,令 $f(v) = \|\sqrt{(G_1 v)^2 + (G_2 v)^2}\|_1$, 可得

$$v^{i+1} = \arg \min_v [\lambda \|\sqrt{(G_1 v)^2 + (G_2 v)^2}\|_1 + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2] \quad (9)$$

其中: $G_1 \in R^{l \times l}$, $G_2 \in R^{l \times l}$ 分别表示水平和竖直差分算子。

b) 合成模式下,令 $f(v) = \|v\|_1$, 可得

$$v^{i+1} = \arg \min_v [\lambda \|v\|_1 + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2] \quad (10)$$

因为 l_1 范式($\|\cdot\|_1$)的存在,式(8)和(9)均不可直接微分,用 IRLS 方法^[19]解决该问题,式(9)和(10)可重新表示为

$$v_a^{i+1} = \arg \min_v [\lambda f_a^{i+1}(v) + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2] \quad (11)$$

$$v_s^{i+1} = \arg \min_v [\lambda f_s^{i+1}(v) + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2] \quad (12)$$

式中,下标 a 和 s 分别表示分析模式和合成模式, $f_a^{i+1}(v)$ 和 $f_s^{i+1}(v)$ 分别为

$$f_a^{i+1}(v) = \frac{1}{2} \|\sqrt{w_a^i} G v\|_2^2 + \frac{1}{2} f_a^i(v^i) \quad (13)$$

$$f_s^{i+1}(v) = \frac{1}{2} \|\sqrt{w_s^i} v\|_2^2 + \frac{1}{2} f_s^i(v^i) \quad (14)$$

其中: w_a^i, w_s^i 和 G 为

$$w_a^i = \begin{pmatrix} \omega_a^i & 0 \\ 0 & \omega_a^i \end{pmatrix}, w_s^i = \begin{pmatrix} \omega_s^i & 0 \\ 0 & \omega_s^i \end{pmatrix}, G = \begin{pmatrix} G_1 \\ G_2 \end{pmatrix}$$

并且

$$\omega_a^i = \text{diag}(\tau_a((G_1 v^i)^2 + (G_2 v^i)^2)), \omega_s^i = \text{diag}(\tau_s(v^i))$$

其中: $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵; $\tau_a(\cdot)$ 和 $\tau_s(\cdot)$ 表示阈值函数:

$$\tau(z) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{|z|}} & |z| > \varepsilon \\ \varepsilon & |z| \leq \varepsilon \end{cases}$$

将式(13)和(14)分别代入式(11)和(12)可得

$$v_a^{i+1} = \mu (\lambda G^T w_a^i G + \mu I)^{-1} u^{i+1} \quad (15)$$

$$v_s^{i+1} = \mu (\lambda w_s^i + \mu I)^{-1} u^{i+1} \quad (16)$$

式(15)和(16)分别表示分析和合成模式下 v^{i+1} 的计算结果。本文采用预处理共轭梯度法(preconditioned conjugate gradients, PCG)计算式(15)。

2.2 算法的收敛性分析

根据 Eckstein 等人^[20]的理论,令 $u^0 \in R^{n \times 1}$, $v^0 \in R^{l \times 1}$, 给定任意的常数 $\mu > 0$ 及序列 $\{b^i \geq 0, i = 0, 1, 2, \dots\}$ 和 $\{c^i \geq 0, i = 0, 1, 2, \dots\}$, 并且

$$\sum_{i=0}^{\infty} b^i < \infty, \sum_{i=0}^{\infty} c^i < \infty$$

假设序列 $\{u^i\}$ 和 $\{v^i\}$ 满足

$$\|u^{i+1} - \arg \min_u [g_1(u) + \frac{\mu}{2} \|v^i - u\|_2^2]\|_2 \leq b^i$$

$$\|v^{i+1} - \arg \min_v [g_2(v) + \frac{\mu}{2} \|v - u^{i+1}\|_2^2]\|_2 \leq c^i$$

若式(5)有解 u^* , $\{u^i\}$ 一定收敛到该解;若式(5)无解, $\{u^i\}$ 和 $\{v^i\}$ 中至少有一个是收敛的。显然,由该算法生成的序列 $\{u^i\}$ 和 $\{v^i\}$ 满足文献[20]中设定的条件,因此该算法的收敛可得到保证。

3 实验结果

实验采用的测试图像(即原始图像)如图 1 所示,图中 Lena 和 Cameraman 的分辨率均为 256×256 。用表 1 中的模糊算子分别作用于测试图像,并加入零均值的高斯加性噪声,得到实验所需的观测图像(即模糊图像),并且所有观测图像的模

糊信噪比(blurred signal to noise ratio,BSNR)均为 40 dB。实验过程中,手动调整参数 λ 和 μ 的取值,以获得该算法所能达到的最优结果。实验环境为:Windows XP SP2 操作系统,仿真软件 MATLAB R2009b,Intel Core2 Duo CPU @ 2.10 GHz,2 GB DDR2 RAM。除了本文提出的算法,参与实验的算法还包括 IST^[3]、FISTA^[9]、NESTA^[10] 和 SPGL1^[12] 等算法。这些算法是最近提出的具有代表性的算法,它们均基于式(3)处理图像的复原问题。



(a) Lena (b) Cameraman

图 1 测试图像

表 1 模糊算子

名称	尺寸/长度	角度	方差
高斯	7×7	—	5
均匀	7×7	—	—
运动	10	15	—

以复原图像的信噪比改进(improvement on SNR,ISNR)和均方误差(mean squared errors,MSE)为标准,比较 IST、SPGL1、NESTA、FISTA 算法和该文提出的算法。实验过程中,参数 λ 和 μ 相应的取值如表 2 所示。为保证实验结果的准确,对观测图像连续进行 15 次复原,所得结果平均值如表 3 和 4 所示。表 3 和 4 中,L 表示 Lena 图像,C 表示 Cameraman 图像;Our_a 和 Our_s 分别表示本文提出的算法的两种模式,即分析和合成模式。对于合成模式,选择冗余 Haar 小波框架作为其字典 D 。表 3 和 4 的实验结果表明,无论分析模式还是合成模式,本文算法所获得的复原结果均优于 IST、SPGL1、NESTA 和 FISTA 等算法。

表 2 参数的取值

参数	高斯模糊图像	均匀模糊图像	运动模糊图像
λ	4.5e-3	5.0e-3	6.0e-3
μ	5.0e-3	5.0e-3	5.5e-3

表 3 观测图像的复原结果(ISNR /dB)

算法	高斯模糊		均匀模糊		运动模糊	
	L	C	L	C	L	C
IST	2.73	2.97	3.06	3.42	4.32	3.78
FISTA	5.20	5.05	5.31	5.07	7.89	6.61
NESTA	3.56	3.95	3.90	4.37	5.56	4.78
SPGL1	4.87	5.67	5.02	6.30	7.64	7.48
Our_a	6.76	6.95	7.26	7.56	10.77	9.38
Our_s	6.18	6.54	6.63	6.98	9.50	8.45

表 4 观测图像的复原结果(MSE)

算法	高斯模糊		均匀模糊		运动模糊	
	L	C	L	C	L	C
IST	117.69	216.37	115.44	204.73	102.70	187.75
FISTA	69.61	140.07	68.75	140.04	41.59	90.78
NESTA	97.23	172.95	90.20	164.35	77.26	149.22
SPGL1	71.96	116.18	73.43	105.48	47.89	80.06
Our_a	46.58	86.64	43.90	78.78	23.25	51.79
Our_s	53.18	95.16	50.70	90.09	31.22	64.11

除了信噪比改进和均方误差等结果,实验还记录了观测图像 15 次复原所需的平均时间,如表 5 所示。表 5 的实验结果

表明,在合成模式下,本文算法的时间性能明显优于其他算法。但在分析模式下,IST 和 FISTA 算法时间性能优于本文算法。其原因是计算式(15)时,预处理共轭梯度法平均需 55 次迭代才收敛,从而影响了分析模式下本文算法的速度。

表 5 观测图像的复原结果

算法	高斯模糊		均匀模糊		运动模糊	
	L	C	L	C	L	C
IST	2.97	3.36	2.96	3.39	3.22	3.19
FISTA	20.04	20.00	20.44	20.30	20.47	20.37
NESTA	194.37	307.77	198.45	302.61	235.58	291.02
SPGL1	237.25	204.27	89.72	251.28	204.97	239.70
Our_a	39.37	42.60	39.86	42.79	40.53	42.19
Our_s	1.53	1.56	1.51	1.53	1.56	1.56

为验证本文算法的收敛性,分析了实验过程中该算法的目标函数均值变化情况,所得结果如图 2 所示。其中,目标函数为

$$\lambda \| \sqrt{(G_1 u)^2 + (G_2 u)^2} \|_1 + \frac{1}{2} \| Au - y \|_2^2 \quad (\text{分析模式})$$

$$\lambda \| u \|_1 + \frac{1}{2} \| Au - y \|_2^2 \quad (\text{合成模式})$$

由图 2 可看出,随着算法运行时间的增加,目标函数值逐渐减小,这表明本文算法在不断地收敛。

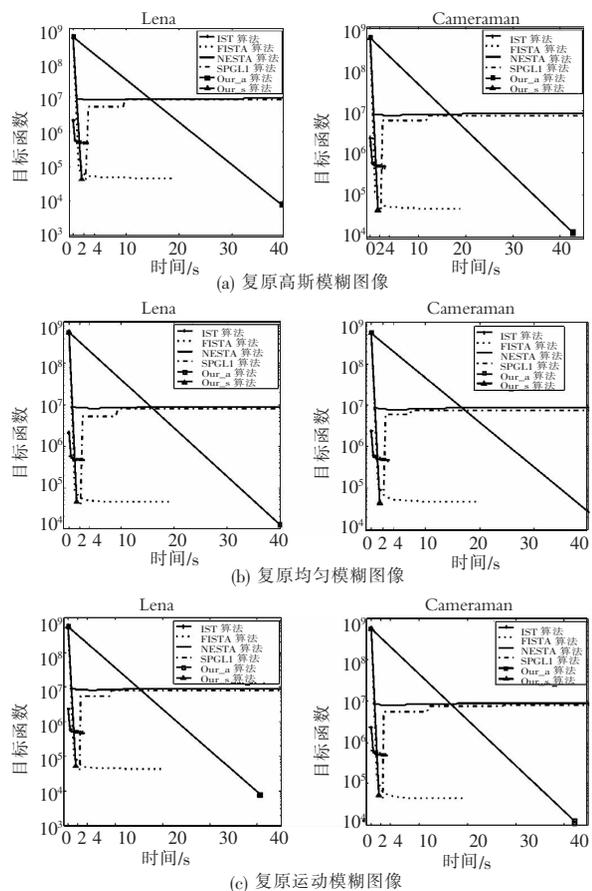


图 2 目标函数均值的变化情况

4 结束语

在变量分离技术和交替最小化算法的基础上,提出了一种新的图像复原算法框架。该算法框架下,图像复原问题能以分析模式和合成模式进行处理。为解决该框架下的优化问题式(9)和(10),引入迭代重加权算法处理该问题,有效地提高了这两个优化问题的求解效率,进而提高了整个算法的效率。实验与同类的具有代表性的算法相比,该算法可获得最佳复原结

果(以 ISNR 和 MSE 等客观标准衡量)。在图像复原的速度方面,合成模式下本文算法的速度最快;但在分析模式下,由于该算法用 PCG 方法计算式(15),其速度受到了影响。因此,提高分析模式下该算法的速度是未来进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] ELAD M, MILANFAR P, RUBINSTEIN R. Analysis versus synthesis in signal priors [J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 947-968.
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D. A bound optimization approach to wavelet-based image deconvolution [C]//Proc of the IEEE International Conference on Image Processing. 2005:782-785.
- [4] CHOUZENOUX E, IDIER J, MOUSSAOUI S. A majorize-minimize strategy for subspace optimization applied to image restoration [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2011, 20(6): 1517-1528.
- [5] RUGGIERO V, SERAFINI T, ZANELLA R, et al. Iterative regularization algorithms for constrained image deblurring on graphics processors [J]. *Journal of Global Optimization*, 2010, 48(1): 145-157.
- [6] DUPE F X, FADILI J M, STARCK J L. A proximal iteration for deconvolving Poisson noisy images using sparse representations [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2009, 18(2): 310-321.
- [7] COMBETTES P L, WAJS V R. Signal recovery by proximal forward-backward splitting [J]. *SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, 4(4): 1168-1200.
- [8] NESTEROV Y. Smooth minimization of non-smooth functions [J]. *Mathematical Programming*, 2005, 103(1): 127-152.
- [9] BECK A, TEBOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [10] BECKER S, BOBIN J, CANDÈS E J. NESTA: a fast and accurate

- first-order method for sparse recovery [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(1): 1-39.
- [11] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 20(1-2): 89-97.
- [12] Van Den BERG E, FRIEDLANDER M P. Probing the Pareto frontier for basis pursuit solutions [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2008, 31(2): 890-912.
- [13] GOLDSTEIN T, OSHER S. The split Bregman method for L1-regularized problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.
- [14] SETZER S, STEIDL G, TEUBER T. Deblurring Poissonian images by split Bregman techniques [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2010, 21(3): 193-199.
- [15] KONTOGIORGIS S, LEONE R, MEYER R R. Alternating direction splitting for block angular parallel optimization [J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 1996, 90(1): 1-29.
- [16] STEIDL G, TEUBER T. Removing multiplicative noise by Douglas-Rachford splitting methods [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2010, 36(2): 168-184.
- [17] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization [M]. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 2006.
- [18] NIESEN U, SHAH D, WORNELL G W. Adaptive alternating minimization algorithms [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2009, 55(3): 1423-1429.
- [19] WOLKE R, SCHWETLICK H. Iteratively reweighted least squares: algorithms, convergence analysis, and numerical comparisons [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1988, 9(5): 907-921.
- [20] ECKSTEIN J, BERTSEKAS D P. On the Douglas-Rachford splitting method and the proximal point algorithm for maximal monotone operators [J]. *Mathematical Programming*, 1992, 55(3): 293-318.

(上接第 1562 页)

表1 处理速度对比 fps

场景	方法		
	基于高斯背景的目标分割	基于码书背景的目标分割	本文方法
室内	23.7	21.6	19.4
室外1	24.6	21.1	19.3
室外2	23.2	22.3	18.9

4 结束语

本文利用了码书背景建模的分割方法,并结合梯度因子的思想,得到一种改进的运动目标分割算法。经过实验测试表明,该方法以较小的时间代价,换来运动目标分割精度的提高,对背景噪声和光线扰动有较好的抑制作用,而且能够较好地分割运动阴影。

参考文献:

- [1] 代科学,李国辉,涂丹. 监控视频运动目标检测减背景技术的研究现状和展望[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(7): 22-30.
- [2] 万纛,韩毅,卢汉清. 运动目标检测算法的探讨[J]. *计算机仿真*, 2006, 10(10): 56-62.
- [3] 周西汉,刘勃,周荷琴. 一种基于对称差分背景消除的运动检测方法[J]. *计算机仿真*, 2005, 22(4): 117-119.
- [4] 赵晓雄,张学东. 基于自适应学习速率混合高斯模型背景消除[J]. *鞍山科技大学学报*, 2005, 28(3): 239-242.
- [5] HENRY S, TAKEO K. Object detection using the statistics of parts [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 56(3): 151-

177.

- [6] KIM I B, KIM H J. Efficient region-based motion segmentation for a video monitoring system [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(3): 113-128.
- [7] 王成儒,孟凤. 快速背景重建的在线运动目标检测[J]. *光电工程*, 2007, 34(6): 112-115.
- [8] KIM K, HARWOOD D, DAVIS L, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model [J]. *Real-Time Imaging*, 2005, 11(3): 172-185.
- [9] KIM K, CHALIDABHOUGSE T H, HARWOOD D, et al. Background modeling and subtraction by codebook construction [C]//Proc of Conference on Image Processing. 2004: 3061-3064.
- [10] LI Yong-bin, CHEN Feng, XU Wei-li, et al. Gaussian-based codebook model for video background subtraction [C]//Proc of the 2nd International Conference on Advances in Natural Computation. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 762-765.
- [11] ROSIN P L, TIM E. Image difference threshold strategies and shadow detection [C]//Proc of British Conference on Machine Vision. Surrey: BMVA Press, 1995: 347-356.
- [12] KANOPOULOS N, VASANTHAVADA N, BAKER R L, et al. Design of an image edge detection filter using the Sobel operator [J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 1988, 23(2): 358-367.
- [13] 李忠武,高广珠,余理富,等. 图像序列目标检测中阴影的消除[J]. *计算机应用研究*, 2004, 21(5): 205-206.
- [14] 刘文静,李红波,吴渝. 基于颜色特征的多目标瞬间重合识别和跟踪[J]. *计算机科学*, 2010, 37(10A): 164-167.