

文章编号:1001-9081(2008)01-0216-04

一种基于线性亮度变化模型的鲁棒的光流算法

董颖, 陈辉, 赵彬

(山东大学 信息科学与工程学院, 济南 250100)

(dongyingwo@sina.com)

摘要:提出了一种鲁棒光流算法,用于计算光照强度、帧间运动速度及运动速度变化较大情况下的光流场。在梯度约束方程中嵌入了线性亮度变化模型,以提高大的光照强度变化下算法稳健性;将各向异性扩散方程引入空间方向平滑约束,以改善运动不连续处的流速计算精度,并依此建立了多尺度空间微分光流算法。参数的均衡化得到了线性尺度变化下的恒定能量函数。迭代运算引入运动补偿的概念,使亮度误差减小。实验结果表明,在光照强度和运动速度及速度变化较大时,本文算法具有很好的计算精度,并产生密度 100% 的光流场。

关键词:光流场;线性亮度变化模型;各向异性扩散;多尺度空间;误差传播

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Robust estimation of optical flow based on linear brightness model

DONG Ying, CHEN Hui, ZHAO Bin

(College of Information Science and Technology, Shandong University, Jinan Shandong 250100, China)

Abstract: A robust optical flow algorithm for larger motion velocity and larger velocity change under large varying illumination was presented. A general linear brightness model was embedded in the gradient constraint equation, which improved algorithmic stability under large varying illumination. The anisotropic diffusion equation was introduced in the spatial oriented smoothness constraint, so that it can improve the computation of flow velocity in the motion discontinuities, according to these improvements, the differential optical flow algorithm based on multi-scale-space focusing was used. An invariant energy function under the linear variation of scales was obtained by normalizing the parameters. Motion compensation is introduced to iterative process, and then the error of brightness was decreased. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper provides with good computation accuracy for larger motion velocity and larger velocity change, and the flow field of 100% density can be created.

Key words: optical flow field; linear brightness model; anisotropic diffusion; scale-space; error propagation

0 引言

图像序列的运动检测一直是计算机视觉的研究热点。文献[1]提出的光流算法就是典型的运动检测方法,光流场被定义为“图像序列中由亮度模式引起的表观运动”。光流算法包含一系列的假设,如运动的不连续性、光照条件的变化、图像景物与摄像机之间的相对运动速度及其变化都较大等因素,而在实际图像序列中这些假设是不成立的。文献[2]总结了图像序列表观运动的四种情况,根据不同的情况定义了不同的数学模型进行光流计算,其中提出了光照变化时的一般化的数学模型,对于光照变化的情况进行了约束。光流算法的鲁棒性应该体现在对于噪声不敏感和对实际图像适用,并且产生较小的估计误差。文献[3,4]为了解决这些问题,提出了一个鲁棒性的统计思想,通过引入一个鲁棒的估计函数来剔除外点,并且采用了由粗到精的多尺度思想从而可以适用于运动速度较大的情况,但是此算法对于大范围的光照条件变化时计算精度不高。文献[5,6]只是简单的将帧间光照变化描述为加性因素或乘性因素的影响。文献[7,8]在图像配准中将图像帧间光照变化描述为加性因素和乘性因素的影响,从而使光照变化描述更为准确。文献[9]在文献[3,4]

算法的基础上考虑了光照变化的影响对算法的梯度方程进行了改进,将加性因素和乘性因素引入了光流计算中,从而较大程度地消除了光照对于光流的影响。文献[10]引入了各向异性扩散方程,并采用了由粗到精的多尺度思想,从而解决了大运动速度时的光流计算,可以计算超过 10 个像素的位移,且效果极佳,准确度几乎达到 100%,但此算法不具备对光照变化的稳健性。

为了克服光流算法一系列假设在实际图像中不成立的问题,并得到尽可能准确的光流,本文提出了一种基于线性亮度变化模型的鲁棒的光流算法,对于大范围的光照变化条件下运动速度较大时具有稳健性,鲁棒性。算法具有如下特点:通过对图像表观运动的分析,引入了一般化的线性亮度变化模型,得到两个亮度变化参数,建立了新的梯度约束方程,从而消除了光照变化对光流准确性的影响;在空间方向平滑约束中引入了各向异性扩散方程,通过调整参数抑制了对边缘的过渡平滑,也改善了运动不连续处的流速计算;并且采用了基于多尺度空间的微分光流算法,可以解决大的运动速度和速度变化对于算法的制约;对参数进行均衡化,从而解决了进行从粗到精的尺度变化时引起灰度的线性变化导致的能量不守恒。在进行迭代运算时,通过引入运动补偿的概念,从而使亮度误差减小,得到更精确的光流。

收稿日期:2007-07-16;修回日期:2007-10-29。 基金项目:山东省自然科学基金资助项目(Z2005G02)。

作者简介:董颖(1984-),女,山东菏泽人,硕士研究生,主要研究方向:视频运动跟踪、计算机视觉; 陈辉(1963-),女,山东济南人,副教授,博士,主要研究方向:图像配准、计算机视觉; 赵彬(1980-),男,山东新泰人,硕士研究生,主要研究方向:视频图像配准、计算机视觉。

1 基于线性亮度变化模型的梯度约束方程

文献[1]提出了亮度守恒假设,即假设尽管图像序列之间对应像素位置改变,但在很小的时间间隔内其亮度是不变的。如下:

$$I_2(X + U(X)) = I_1(X) \quad (1)$$

其中: $U = (u, v)^T = (dx/dt, dy/dt)^T$, $X = (x, y)^T$, $I_1(X)$, $I_2(X)$ 分别表示图像序列在点 (x, y) 处的亮度, $U(X)$ 为点 (x, y) 处的分别沿 x, y 方向的流速。

为了消除光照变化对光流精度的影响,本文引入了线性亮度变化模型,将光照所引起的图像变化描述为加性因素和乘性因素的共同影响,引入了 $M(x, y, t)$ 和 $C(x, y, t)$ 两个亮度变化参数,将光流场的定义由二维的流速场 (u, v) 扩展为三维的图像变化 $(u, v, \Delta e)$, $\Delta e = (M(x, y, t), C(x, y, t))$, 取代了式(1)的亮度守恒假设,从而得到一个更一般化的亮度守恒公式:

$$I_2(X + U(X)) = M(x, y, t)I_1(X) + C(x, y, t) \quad (2)$$

其中:图像序列像素点的灰度与流速 u, v 和亮度变化参数 M, C 相关。

因此式(2)对应的梯度约束方程为:

$$E_D = \int_{R^2} [(1 + m_t)I_1(X) + c_t - I_2(X + U(X))]^2 dX \quad (3)$$

其中: m_t, c_t 分别为 M 和 C 的时间偏导数。

对于图像序列的时间间隔很小的时候,则希望 M 近似为 1, C 近似为 0。由此本文将 M 和 C 写成增量的形式,即 $M = 1 + \delta m, C = \delta c$, 当时间间隔很小时, $\delta m \rightarrow 0, \delta c \rightarrow 0$ 。这样就得到了时间偏导数:

$$\begin{cases} m_t = \lim_{\delta t \rightarrow 0} \frac{\delta m}{\delta t} \\ c_t = \lim_{\delta t \rightarrow 0} \frac{\delta c}{\delta t} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} C \operatorname{div}(D(\nabla I_1) \nabla u) + [(1 + m_t(X))I_1(X) + c_t(X) - I_2(X + U(X))] \frac{\partial I_2}{\partial x}(X + U(X)) = 0 \\ C \operatorname{div}(D(\nabla I_1) \nabla v) + [(1 + m_t(X))I_1(X) + c_t(X) - I_2(X + U(X))] \frac{\partial I_2}{\partial y}(X + U(X)) = 0 \\ \lambda_m \nabla^2 m_t - [(1 + m_t(X))I_1(X) + c_t(X) - I_2(X + U(X))] I_1(X) = 0 \\ \lambda_c \nabla^2 c_t - [(1 + m_t(X))I_1(X) + c_t(X) - I_2(X + U(X))] = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: div 为散度算子, ∇ 是梯度算子。上式具有扩散张量的形式,将扩散的思想引入了速度场的计算中,这种扩散可以很好地保持图像的边缘。各向异性的概念体现在 $D(\nabla I_1)$ 的特征值上:

$$\begin{cases} \lambda_1(|\nabla I_1|) = \frac{\lambda^2}{|\nabla I_1|^2 + 2\lambda^2} \\ \lambda_2(|\nabla I_1|) = \frac{|\nabla I_1|^2 + \lambda^2}{|\nabla I_1|^2 + 2\lambda^2} \end{cases} \quad (11)$$

可以看出, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, 而且并不受 ∇I_1 的影响。如果是在物体内部,则 $|\nabla I_1| \rightarrow 0$, 因此 $\lambda_1 \rightarrow 1/2, \lambda_2 \rightarrow 1/2$; 若在边缘,则 $|\nabla I_1| \rightarrow \infty$, 因此 $\lambda_1 \rightarrow 0, \lambda_2 \rightarrow 1$ 。由此体现出了在物体内部具有等方性,在边缘具有各向异性。这对运动不连续处的计算有积极意义,从而可以对空间平滑起到很好的约束效果。

当图像序列的光照没有发生变化时,这种情况下, $M = 1, C = 0(m_t = c_t = 0)$, 式(2)则变成了式(1)的形式。

因此,本文引入了两个新的估计变量,空间平滑约束方向条件也包括如下两个约束方程:

$$\begin{cases} E_M = \int_{R^2} |\nabla m_t|^2 dX \\ E_C = \int_{R^2} |\nabla c_t|^2 dX \end{cases} \quad (5)$$

2 将各向异性扩散引入空间方向平滑约束

为了解决光流计算的不适定问题, Nagel^[11] 引入方向平滑约束,使垂直于梯度方向上的速度变化尽可能地小:

$$\zeta_{en}^2 = (\nabla U)^T D(\nabla I_1) (\nabla U) \quad (6)$$

式中:

$$\nabla U = \begin{bmatrix} u_x & v_x \\ u_y & v_y \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$D(\nabla I_1) = \frac{1}{|\nabla I_1| + 2\lambda^2} \left\{ \begin{bmatrix} \frac{\partial I_1}{\partial y} \\ -\frac{\partial I_1}{\partial x} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial I_1}{\partial y} \\ -\frac{\partial I_1}{\partial x} \end{bmatrix}^T + \lambda^2 Id \right\} \quad (8)$$

其中: Id 为单位矩阵,由此光流场的计算可由以下方程描述:

$$\begin{aligned} E(U) = & \int_{R^2} \left((1 + m_t(X))I_1(X) + c_t(X) - I_2(X + U(X)) \right)^2 dX + \\ & C \int_{R^2} \operatorname{trace} \left((\nabla U) D(\nabla I_1) (\nabla U) \right) dX + \\ & \lambda_m \int_{R^2} |\nabla m_t|^2 dX + \lambda_c \int_{R^2} |\nabla c_t|^2 dX \end{aligned} \quad (9)$$

由变分法得到方程(9)的欧拉方程:

3 迭代算法

3.1 尺度空间控制策略

多尺度空间就是采用了由粗到精的分层策略将图像分解成不同的分辨率,随着级别的增加,分辨率越来越低,在不同的分辨率上对图像序列进行流速计算,这是计算大的运动速度的有效的技术手段。对于较小运动速度场时,一般采用 $u = v = 0$ 作为光流的初始值,但是在大的运动速度场时,这个初始值的计算效果很差,所以需要更精确的初始值。为了解决大运动速度,本文对图像序列建立了高斯金字塔,试验中采用的高斯金字塔层次 $L = 3$ 。并且在算法中嵌入了一个线性尺度函数,即在粗尺度下得到的结果作为下一尺度的初始值。

对于(11)本文引入了一个线性尺度函数,如下:

$$\begin{cases} C \operatorname{div}(D(\nabla I_1^\sigma) \nabla u_\sigma) + \left[(1 + m_{w_\sigma}(X)) I_1^\sigma(X) + c_{w_\sigma}(X) - I_2^\sigma(X + U_\sigma(X)) \right] \frac{\partial I_2^\sigma}{\partial x}(X + U_\sigma(X)) = 0 \\ C \operatorname{div}(D(\nabla I_1^\sigma) \nabla v_\sigma) + \left[(1 + m_{w_\sigma}(X)) I_1^\sigma(X) + c_{w_\sigma}(X) - I_2^\sigma(X + U_\sigma(X)) \right] \frac{\partial I_2^\sigma}{\partial y}(X + U_\sigma(X)) = 0 \\ \lambda_m \nabla^2 m_{w_\sigma} - \left[(1 + m_{w_\sigma}(X)) I_1^\sigma(X) + c_{w_\sigma}(X) - I_2^\sigma(X + U_\sigma(X)) \right] I_1^\sigma(X) = 0 \\ \lambda_c \nabla^2 c_{w_\sigma} - \left[(1 + m_{w_\sigma}(X)) I_1^\sigma(X) + c_{w_\sigma}(X) - I_2^\sigma(X + U_\sigma(X)) \right] = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中: $I_1^\sigma = G_\sigma \times I_1, I_2^\sigma = G_\sigma \times I_2$ 。

按式(13)进行迭代的过程中,本文对 $I_2^\sigma(X + U^{k+1}(X))$ 进行了泰勒级数展开:

$$\begin{aligned} I_2^\sigma(X + U^{k+1}(X)) &= I_2^\sigma(X + U^k(X)) + \\ &\quad (u^{k+1}(X) - u^k(X)) \cdot I_{2,x}(X + U^k(X)) + \\ &\quad (v^{k+1}(X) - v^k(X)) \cdot I_{2,y}(X + U^k(X)) \end{aligned} \quad (13)$$

其中: $I_{2,x} = G_\sigma \times \frac{\partial I_2}{\partial x}$, 在进行泰勒级数展开时,暗含着图像序列的时间间隔要很小,认为灰度变化以及速度场的变化都是连续的,因此对于大运动速度时的运动估计不准确。由于得到的是松弛迭代形式的流速解, U 是不断被更新的。因此式(13)采用了泰勒级数展开,从而在式(12)中得到了 $I_1^\sigma(X) - I_2^\sigma(X + U^k(X))$ 的差值,从而将上一次迭代的流速估值 $U^k(X)$ 引入当前迭代计算中,由此引入了运动补偿 $\Delta U = U^{k+1} - U^k$, 当 $U^k(X)$ 较为准确时,则经过运动补偿后待求的流速值相对于没有补偿时变小了,帧间亮度恒定假设误差减小。从而使本文算法得到更精确的流速值。

对 $I_1(x, y)$ 和 $I_2(x, y)$ 按精度递减分成不同分辨率的层次, $L_0^i, L_1^i, \dots, L_l^i, \dots, L_L^i (i = 1, 2; 0 \leq l \leq L)$, 然后按如下步骤逐点计算光流场:

1) 令 $l = L$, 在此分辨率上,首先采用大尺度的 σ_0 , 初始化解向量 $U_{\sigma_0}^0$, 在 L_1^i, L_2^i 上根据式(13)计算速度矢量 $U_{\sigma_0}^n$ 。然后逐渐降低尺度, $\sigma_n < \sigma_{n-1} < \dots < \sigma_0$, 每一尺度的初始值 $U_{\sigma_i}^0$ 是上一尺度的结果 $U_{\sigma_{i-1}}^n$ 。尺度按 $\sigma_j = \eta_j \sigma_0 (\eta \in (0, 1))$ 线性递减。

2) 判断, 如果 $l = 0$, 则结束; 否则, 继续。

3) 根据双线性插值映射算子 $P: U_{\sigma_n}^n \rightarrow U_{\sigma_0}^n$, 将低一层分辨率层的尺度 σ_n 下的速度矢量 $U_{\sigma_n}^n$ 作为高一层分辨率的速度矢量初始值 $U_{\sigma_0}^n$ 。

4) $l = L - 1$, 返回第 1 步。

3.2 参数均衡化

在由粗到精的尺度 σ 的变化过程中, 由于 $G_\sigma \times I_1$ 和 $G_\sigma \times I_2$ 而引起灰度的线性变化 $(I_1, I_2) \rightarrow (kI_1, kI_2)$, 因此若采用固定的参数 C 和 λ 将导致能量 $E(U)$ 不守恒。本文通过参数 α 和 $s \in (0, 1)$ 对 C 和 λ 的均衡化:

$$C = \frac{\alpha}{\max_x (|\nabla G_\sigma \times I_1(x, y)|^2)} \quad (14)$$

$$s = \int_0^1 H_{|\nabla G_\sigma \times I_1|}(z) dz \quad (15)$$

其中: $H_{|\nabla G_\sigma \times I_1|}(z)$ 是 $|\nabla G_\sigma \times I_1|$ 的归一化直方图。其中 $s \in (0, 1)$, 当 $s \rightarrow 0$ 体现了各向异性; 当 $s \rightarrow 1$ 体现了等方性。从而得到了 $C = C(\alpha, \nabla G_\sigma \times I_1), \lambda = \lambda(s, \nabla G_\sigma \times I_1)$, 随着尺度

的变化, C 和 λ 的值在每个尺度下根据图像灰度的动态变化而自动调整, 可使 $E(U)$ 保持恒定不变。

4 实验与分析

本文采用了标准图像序列 Yosemite 序列进行试验, 此图像序列包含了不同的速度范围以及山谷和天空的相互遮掩, 运动很复杂, 对于检验光流场算法的优劣性比较有说服力。实验取 Yosemite 图像序列的第 8~11 帧(图 2), 上方的云以 2 像素/帧的速度向右方平移, 下方的山谷向左下方做散射运动, 速度约为 4~5 像素/帧, 当帧间间隔为 3 时, 流速最大几乎达到 15 像素/帧。因此使用本文算法计算的不同帧间间隔的光流场, 与对应的标准光流场逐点进行比较, 可通过误差测量得到定量的评估。为了使图像序列发生大的光照变化, 我们将图像序列的第二幅图像和图 1 所示的高斯函数相乘, 然后加一个灰度偏移量。

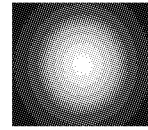


图 1 高斯乘法器

4.1 误差测量

本文采用文献[12]的流速平均角误差的计算公式。流速平均角误差定义为被计算的光流场的流速矢量与标准光流场的相应流速矢量之间角误差的平均值, 即:

$$AE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \psi_E(i) \quad (16)$$

$$\psi_E(i) = \arccos \left[\frac{u_i^c u_i^e + v_i^c v_i^e + k^2}{\sqrt{(u_i^c)^2 + (v_i^c)^2 + k^2} \sqrt{(u_i^e)^2 + (v_i^e)^2 + k^2}} \right] \quad (17)$$

其中: $\psi_E(i)$ 为第 i 个像素点的流速矢量角误差, N 是光流场的像素数, k 是帧间间隔, (u_i^c, v_i^c) 是第 i 个像素点的标准流速, (u_i^e, v_i^e) 是对应像素点计算的流速。

流速标准角偏差定义为:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\psi_E(i) - AE)^2} \quad (18)$$

流速平均角误差计算所有流速矢量角误差的平均值, 反映了计算的光流场的流速矢量整体偏离标准光流场的程度。流速标准角误差反映了流速角误差的波动情况。

4.2 Yosemite 图像序列的实验结果

首先用图 1 所示的高斯乘法器分别与第 9, 10, 11 帧相乘, 得到光照发生变化的第 9, 10, 11 帧。然后利用本文提出的算法分别计算第 8 帧与第 9 帧、第 10 帧、第 11 帧之间的光流场, 如图 3 所示。并计算对应的流速平均角误差和标准偏差, 如表 1。实验中: $\lambda_m = 10, \lambda_c = 100$ 。

利用 Yosemite 序列验证本文算法, 图 3 和表 1 给出的实验结果与其他算法相比, 误差较低, 基本上消除了光照变化较大和运动速度较大对于算法的影响, 从而验证了本文算法的

精确性。

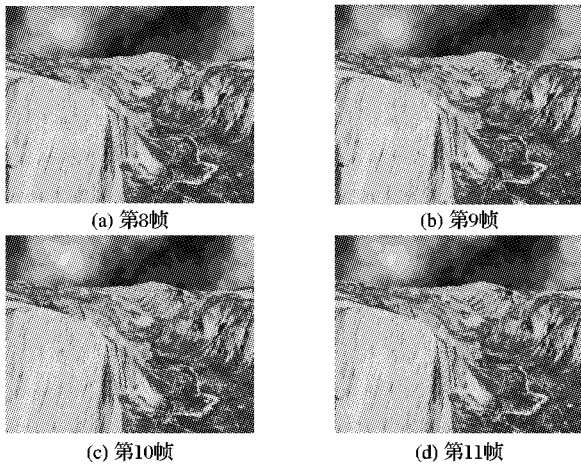


图2 Yosemite 图像序列

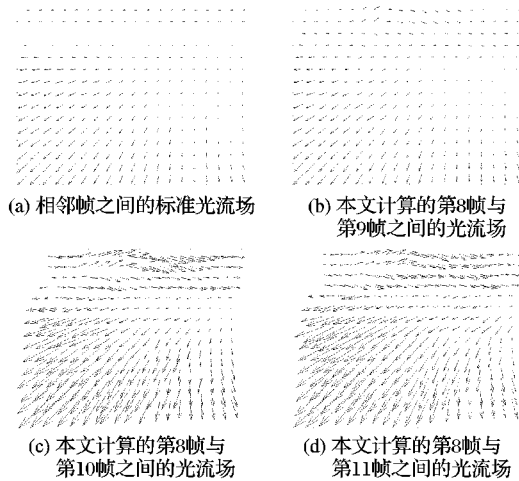


图3 计算光流场结果

表 1 对于 Yosemite 序列,本文算法同其他算法的比较

算法	平均角误差(°)	标准角偏差(°)	密度/%
Horn & Schunck	65.34	59.19	100
Nagel	26.22	37.51	100
Alvarez	12.53	16.40	100
本文算法($k=1$)	6.43	8.61	100
本文算法($k=2$)	8.97	11.33	100
本文算法($k=3$)	15.36	17.64	100

5 结语

光照变化和运动速度对于计算精确的光流场有很大影

响,本文算法通过嵌入线性亮度变化模型基本上消除了时间间隔很小时光照变化的影响,多尺度空间策略和运动补偿思想对运动速度及速度变化较大具有很好的鲁棒性。通过 Yosemite 序列对本算法的检验,与标准光流场进行比较,计算出了流速的平均角误差和标准角偏差,比较其他算法,本文算法得到的误差比较低。但是当帧间间隔为 3 时,由于本文算法假设帧间间隔很小,因此在帧间间隔较大时在光照变化比较大的地方计算的光流场比较不准确,影响了算法的精度,误差也偏大,有待进一步改进。

参考文献:

- [1] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1): 185 - 203.
- [2] BLACK M J, FLEET D J, JACOBS Y. Robustly estimating changes in image appearance [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 78 (1): 8 - 31.
- [3] BLACK M J, ANANDAN P. The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise-smooth flow fields [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 63 (1): 75 - 104.
- [4] BLACK M J, ANANDAN P. A framework for the robust estimation of optical flow [C]// International Conference on Computer Vision, ICCV-93, Berlin: [s. n.], 1993, 5: 231 - 236.
- [5] ODOBEZ J M, BOUTHEMY P. Robust multiresolution estimation of parametric motion models [J]. Visual Communication and Image Representation, 1995, 6(4): 348 - 365.
- [6] SHULMAN D, HERVE J Y. Regularization of discontinuous flow fields [C]// proceedings of IEEE Workshop on Visual Motion. Irvine: IEEE Press, 1989: 81 - 86.
- [7] LAI S H, FANG M. Robust and efficient image alignment with spatially varying illumination models [C]// Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins: Colorado State University Press, 1999, 2: 167 - 172.
- [8] GENNERT M A, NEGAHDRIPOUR S. Relaxing the brightness constancy assumption in computing optical flow [R]. Technical Report Memo No. 975, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology. 1987.
- [9] KIM Y H, MARTINEZ A M, KAK A C. Robust motion estimation under varying illumination [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(4): 365 - 375.
- [10] ALVARZE L, WEICKERT J. Reliable estimation of dense optical flow fields with large displacements [J]. Computer Vision, 2000, 39 (1): 41 - 56.
- [11] NAGEL H H. On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new results [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(7): 299 - 324.
- [12] 张泽旭, 李金宗, 李冬冬. 一种鲁棒性的光流算法研究[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1851 - 1855.

(上接第 215 页)

4 结语

本文算法基于分水岭算法与 ISODATA 算法的方法来进行图像分割,算法分为三步:首先对图像进行滤波处理;然后用分水岭算法对图像进行初始分割,得到过分割图像,用 ISODATA 算法进行聚类,得到砾石颗粒边缘漂移的分割图像;最后将 ISODATA 算法的结果用于校正基于分水岭分割算法得到的结果。实验结果表明,该方法分割效果较好。

参考文献:

- [1] BLEAU A, LEON L J. Watershed-based segmentation and region merging [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 77 (3): 317 - 370.

- [2] VINCENT L, SOLILLE P. Watershed in digital spaces: an efficient algorithm based immersion simulations [J]. IEEE Transaction PAMI, 1991, 13(6): 583 - 598.
- [3] PARK J, KELLER J M. Snakes on the watershed [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23 (10): 1201 - 1205.
- [4] 袁晓辉, 许东, 夏良正, 等. 基于形态学滤波和分水岭的目标图像分割[J]. 数据采集与处理, 2003, 18(4): 455 - 489.
- [5] 王小鹏, 郝重阳, 樊养余. 基于形态学尺度空间和梯度修正的分水岭分割[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(34): 485 - 489.
- [6] 杨健辉, 宋玉普, 刘声猛, 等. 模糊聚类理论的算法实现及其在粉煤灰分类中应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38 (21): 216 - 218.