

基于自适应阈值的 Surendra 背景提取方法研究

单玉刚,汪家宝,郝 峰

(湖北文理学院 教育学院,湖北 襄阳 441053)

摘 要:针对使用 OTSU 算法分割的 Surendra 背景提取算法实时性和精度的不足,在分析差分图像特征和阈值对图像分割影响的基础上,提出了一种自适应阈值的图像分割和背景提取及更新算法。通过采用切比雪夫不等式确定阈值可选范围,引入模糊隶属度改进基于灰度直方图的最大类间方差法,寻找区域最优分割阈值,准确分割出差分图像背景和前景。背景更新时,利用相邻帧差和自适应阈值法得到当前帧的二值图像,再根据前景目标更新得到新的背景,并适应光照强度的变化和场景变化。仿真实验结果表明,所提出的自适应阈值差分图像分割算法要优于 OTSU 算法的图像分割算法,应用在 Surendra 中,提取的背景精度高,效果好,可快速有效地对背景进行更新,并显著降低动态背景更新模型的计算量。

关键词:自适应阈值;Surendra 背景提取;切比雪夫不等式;模糊 OTSU

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)07-0091-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.07.022

Research on Surendra Background Extraction Method Based on Adaptive Threshold

SHAN Yu-gang, WANG Jia-bao, HAO Feng

(Institute of Education, Hubei University of Arts and Science, Xiangyang 441053, China)

Abstract: In view of the problem of real-time and accuracy in Surendra background extraction algorithm by using OTSU, based on the analysis of the features of the differential image and the effect of threshold on the image segmentation, an adaptive threshold algorithm for extraction and update of background has been presented. For a series of frames in video, the threshold range by using Chebyshev inequality has been determined in which the final threshold could be acquired according to the gray histogram OTSU method based on fuzzy membership. During background updating, two adjacent frame difference and adaptive threshold method has been adopted to generate the binary image of the current frame and then the new background by considering the moving foreground targets in the frame and has been adapted to highlight intensity changes and scene changes. The experiment results show that the adaptive threshold algorithm for Surendra background extraction is better than the OTSU algorithm, which is applied to the Surendra and can update the background quickly and effectively, and has reduced the cost of computing of dynamic background update model significantly.

Key words: adaptive threshold; Surendra background extraction; Chebyshev inequality; fuzzy OTSU

0 引言

视频监控中常见的运动目标检测算法主要有三类:帧差法、光流法和背景差分法^[1]。光流法^[2]根据光流的不连续性分割运动图像,其优点是能检测独立运动的对象,不必预先知道场景的任何信息,但其计算复杂、耗时,不易实时检测。图像差分法^[3]包括邻帧差分、三帧差分、五帧差分等以及它们的一些改进算法,能够较好地适应背景变化较大的情况,但检测效果一般不是很好,通常只能得到部分运动信息,不能完整地分割运动目标。相对而言,背景差分法^[4]是一种有效

的目标检测算法,速度快、检测准确、实现简单,缺点是不能直接获得静止的前景图像。背景差分法的关键是如何在有目标运动的情况下获取良好的背景图像,如果背景提取不纯,会造成前景检测出现空洞、缺口和断裂现象,即使是背景微小的差异,也会影响前景检测精度。

在背景差分法中,背景图像的提取和更新是其中的难点,也是决定运动目标检测好坏的关键。一些常用背景提取算法有:混合高斯模型、卡尔曼滤波法、Surendra、变带宽核密度估计法、W4 算法等^[5-8]。相比

收稿日期:2016-05-30

修回日期:2016-08-31

网络出版时间:2017-04-28

基金项目:河南省基础与前沿技术研究计划项目(142300410295);湖北文理学院博士基金(2015B002)

作者简介:单玉刚(1971-),男,博士,讲师,研究方向为目标跟踪、模式识别;汪家宝,硕士,教授,研究方向为教育信息化。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170428.1702.018.html>

其他算法, Surendra 算法简单、可以快速建立背景模型。该算法的核心是图像分割,而图像分割的结果依赖于阈值的选取,因此确定阈值是阈值法分割的关键,也是阈值分割的一个难点。一些常用的阈值选取方法包括:OTSU 法、最佳熵法、矩不变法和模糊聚类法等^[9-10]。OTSU 法是一种经常使用的自动阈值的图像分割方法,简单易实现,但该方法在分割差分图像时效果并不理想,且阈值获取的时间长。

为此,在分析差分图像特征的基础上,提出了一种自适应阈值的背景提取及更新实用算法。该算法利用目标和背景灰度统计量的切比雪夫不等式确定初始分割阈值为判断准则,在分割点的上下均值范围内对图像的灰度进行直方图统计后实施模糊 OTSU 分割,以获得最佳阈值的计算模型。背景更新时,利用相邻帧差和自适应阈值法得到当前帧的二值图像,由前景目标更新得到新的背景。基于高速公路场景进行了实验验证,其结果与基于 OTSU 的 Surendra 算法所确定的阈值法进行了对比分析。结果表明,该算法可快速、准确地获取阈值,并且可有效地进行背景更新,综合性能优越。

1 Surendra 背景提取

1.1 Surendra 算法

Surendra^[11]等提出了连续帧差法,其主要思想是用当前帧图像与前一帧图像作差分运算,根据设定的亮度阈值来确定运动区域,运动区域的背景保持不变,而非运动区域的背景用当前帧进行更新,经过一段时间的更新即可提取出背景。Surendra 背景更新算法便于实现,但其中的亮度阈值是固定值,需要人工调整,导致其对光照变化以及变化场景效果不佳。

1.2 阈值对图像分割的影响

差分后的图像需要进行分割,也就是确定一个阈值将图像分成前景和背景两部分。设阈值为 t , 大于阈值的像素点设为 1, 小于阈值的像素点设为 0, 将差分图像二值化。

$$BW_i = \begin{cases} 0, & |f_i - f_{i-1}| < t \\ 1, & |f_i - f_{i-1}| \geq t \end{cases} \quad (1)$$

其中, f_i 和 f_{i-1} 分别表示当前帧图像和前一帧图像; $|f_i - f_{i-1}|$ 为帧间差分。

图像的相邻两帧绝对差灰度图像的直方图符合对数正态分布,没有明显的峰和谷,如图 1 所示。

如果差分图像的灰度范围在 $[0, 255]$ 内,会有绝大部分值落在 $[0, t]$ 灰度范围内,这些像素点为背景,剩余灰度范围 $[t, 255]$ 中的像素点即为运动目标。通过分析,相邻两帧图像差包括运动目标之间的差分

运动目标与背景的差分。运动目标之间的差分会导致一部分区域与背景相近,使得运动目标的一部分区域由于两帧差变为了背景。就要求合理选择阈值 t 来分割背景和运动目标,尽量把目标接近于背景的小部分区域划分开。

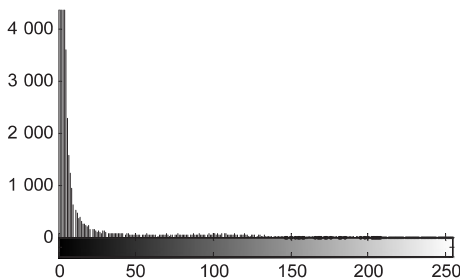


图 1 差分图像及直方图

在 Surendra 算法中,背景更新公式中运动区域的背景保持不变,而非运动区域的背景则用当前帧进行更新。最理想情况下,当前帧的背景可由式(2)得到:

$$B_i = B_{i-1} * BW_i + f_i * (1 - BW_i) \quad (2)$$

其中, B 、 BW 和 f 分别表示背景图像、二值图像和序列图像; i 表示当前帧号。

但是,由于阈值的选择以及帧间差分结果会导致运动区域的部分区域转变为背景,使 BW 值产生误差,从而导致当前运动区域的部分区域的背景用当前帧前景更新,即前景保留到了背景中,运动区域的部分区域背景实际上成为前面多帧图像累加结果,这样提取的背景自然不精确。因此,采用式(3)更新背景,实际含义是使用 α 赋予了每帧图像不同的权值。

$$B_i = B_{i-1} * BW_i + (\alpha * f_i + (1 - \alpha) * B_{i-1}) * (1 - BW_i) \quad (3)$$

显然,如果阈值 t 选取合适,将进一步减小 BW 值误差,也会使权值 α 合理分配,大大提高了分割精度。因此,阈值的选择决定了背景提取效果。

1.3 基于模糊技术的阈值选取

OTSU 阈值获取算法利用均值和方差表达背景和运动目标这两个概率密度函数。当目标物与背景灰度差不明显时,会出现图像的灰度直方图没有明显的峰和谷,这时 OTSU 法计算的阈值并不理想^[12],使得一些前景被划分到背景中。因此,文中首先使用切比雪夫不等式^[13]划分阈值范围,然后使用模糊 OTSU 确定阈值。

在差分图像背景与前景分割中,用随机变量 X

($X=0,1,\dots,255$) 表示视频图像中各个像素点灰度值。 X 的均值 $E(X)=\mu$, 方差 $D(X)=\sigma^2$, 按照切比雪夫 (Chebyshev) 不等式^[14] 特性, 有:

$$P(\mu - 3\sigma < X \leq \mu + 3\sigma) = 0.9974 \quad (4)$$

在差分图像灰度直方图中, 高于阈值的部分可看作是目标区域的灰度统计直方图, 低于阈值的部分是背景区域的灰度统计直方图。根据式(4), 灰度值在 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 范围内的像素大多是背景, 大于 $\mu + 3\sigma$ 的多为目标, 因此, $\mu + 3\sigma$ 可作为前景和背景的初始分割点。由于图像差分的原因, 导致一部分目标区域会划为背景区域, 这一区域内的像素特征不明显, 易造成误分。按照目标像素的灰度值主要集中在目标类的均值附近和背景像素主要集中在背景类的均值附近的原则, 分割阈值会位于在背景均值和前景均值区域之间。这个模糊区域范围以 $\mu + 3\sigma$ 为参考点: $[\mu + 3\sigma - \Delta_1, \mu + 3\sigma + \Delta_2]$ 。其中, Δ_1, Δ_2 与背景均值和目标均值相关。将模糊隶属度 OTSU 概念引入到这一区域的分割中, 可以获得更佳的分效果。这种处理方法不但可以大大减少计算量, 节省处理时间, 而且指定这个分割范围可以去掉大量的背景和部分目标区域, 专注于分割模糊区域, 有效提高了最大类间方差法的运用效率。这里假设目标的亮度高于背景亮度。

由上述可知, 在切比雪夫不等式计算的初始分割点 t' (令 $t' = \mu + 3\sigma$) 附近的一区域可以写成 $[t' - \Delta_1, t' + \Delta_2]$ 。其中, $\Delta_1 = t' - \mu_l, \Delta_2 = \mu_r - t', \mu_l$ 为小于初始分割点 t' 像素值的背景区域均值, μ_r 为大于初始分割点 t' 像素值的目标区域均值。假设在 $[t' - \Delta_1, t' + \Delta_2]$ 区域的像素分成背景和背景两类, 分别为 C_0 和 C_1 , 这一区域的每个像素 i 对背景的隶属度为 $s(i)$, 则对目标的隶属度为 $1 - s(i)$, 满足: $0 \leq s(i) \leq 1$ 。 C_0 区域灰度值的可能范围为 $[\mu_l, t']$, C_1 区域灰度值的可能范围为 $[t', \mu_r]$ 。

同样按照同类像素相聚于同类均值附近的原则, 即均值的隶属度最高, 可得类内其余元素的隶属度要反比于到均值灰度的距离, 且类内所有元素的隶属度应大于 0.5, 类外所有元素的隶属度应小于 0.5; 在 t' 点隶属度等于 0.5, 大于 t' 点隶属度应小于 0.5, 小于 t' 点隶属度应大于 0.5。采用的降岭形分布隶属度函数为:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \leq \mu_l \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{\mu_r - \mu_l} \left[x - \frac{t'}{2} \right], & \mu_l < x \leq \mu_r \\ 0, & x > \mu_r \end{cases} \quad (5)$$

利用式(5), 可求取图像中的各像素点隶属于背

景和目标的隶属度, 并把隶属度应用到 OTSU 算法中, 可有效提高 OTSU 算法精度。采用 OTSU 和基于切比雪夫不等式的模糊 OTSU 的阈值划分效果比较如图 2 所示。

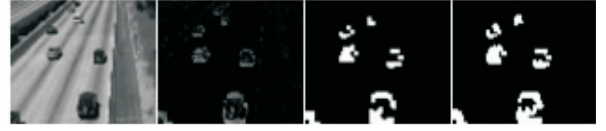


图2 当前帧、差分图、OTSU 和所采用的自适应阈值划分由图 2 可知, 采用基于切比雪夫不等式的模糊 OTSU 的阈值划分效果更好, 目标更清晰完整。

1.4 背景更新

为了提高背景提取的准确性和实时性, 采用切比雪夫不等式确定阈值范围, 对图像的灰度统计直方图在 $[\mu_l, \mu_r]$ 范围内进行模糊 OTSU 分割, 以获得最佳阈值的计算模型。背景更新步骤如下:

(1) 迭代计算前后两帧图像的差 $d = |f_i - f_{i-1}|, i = 2, 3, \dots, \text{framenum}$, framenum 为序列图像帧数, 求差分图像直方图:

$$\text{hist}(k) = \sum_{k=1}^{256} \sum_{j=1}^N Q_k(d_j), Q_k(d_j) = k \quad (6)$$

其中, N 为图像像素总数; d_j 为像素灰度值。

(2) 根据切比雪夫不等式计算直方图均值 μ 和方差 σ , 并求出 $\mu + 3\sigma$ 。

$$\mu = \frac{1}{256} \sum_{k=1}^{256} k * \text{hist}(k) \quad (7)$$

$$\sigma = \frac{1}{256} \sum_{k=1}^{256} (\text{hist}(k) - \mu)^2$$

(3) 令 $l_1 = \mu_l, l_2 = \mu_r$, 其中 $\mu_l = \frac{1}{\mu + 3\sigma} \sum_{k=1}^{\mu+3\sigma} k * \text{hist}(k), \mu_r = \frac{1}{256 - (\mu + 3\sigma + 1)} \sum_{k=\mu+3\sigma+1}^{256} k * \text{hist}(k)$, 使用式(5)计算隶属度 $s(i), i \in [l_1, l_2]$ 。

(4) 用 OTSU 算法求出阈值。在 $[l_1, l_2]$ 范围内像素总数 $n = \sum_{j=l_1}^{l_2} \text{hist}(i)$, 则灰度为 j 的像素出现的概率为:

$$p_j = \frac{\text{hist}(j)}{n}, p_i \geq 0, \sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (8)$$

选择阈值 t , 将其划分为两类: $C_0: \{l_1, \dots, t\}, C_1: \{t+1, \dots, l_2\}$ 。出现概率分别为:

$$\omega_0(t) = \sum_{j=l_1}^t s(j) * p_j \quad (9)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{j=t+1}^{l_2} (1 - s(j)) * p_j$$

均值为:

$$\mu_0(t) = \sum_{j=l_1}^t \frac{j * p_j * s(j)}{\omega_0(t)} \tag{10}$$

$$\mu_1(t) = \sum_{j=t}^{l_2} \frac{j * p_j * (1 - s(j))}{\omega_1(t)}$$

区间灰度均值为:

$$\mu(t) = \sum_{j=l_1}^{l_2} j * p_j \tag{11}$$

两类类间方差为:

$$e(t) = \omega_0(t) (\mu_0(t) - \mu(t))^2 + \omega_1(t) (\mu_1(t) - \mu(t))^2 \tag{12}$$

$e(t)$ 最大化过程的 t 即是最佳阈值:

$$t^* = \underset{l_1 < t < l_2}{\operatorname{argmax}} e(t) \tag{13}$$

(5) 根据式(1)将差分图像二值化。

(6) 根据二值图像,使用式(3)进行背景更新。更新速度系数 α 的值根据背景本身的变化速度而选取,一般取值小于 0.1。

2 实 验

实验环境如下:CPU 为 AMD Athlon X2,操作系统为 Windows 8.0,运行软件为 MATLAB 2013a。使用 PETS 视频库视频源来验证提出算法的效果,选取三种实验场景。第一种场景是车辆运行在高速公路上的视频序列图像,如图 3 所示。车辆以较快的速度持续运动,且车流量较大,道路中的背景随着时间推移会有缓慢的光照变化。第二种场景中运动车辆较稀少,如图 4(a)所示。第三种场景是行人出入廊道,行人运动速度较慢,且人数较少。

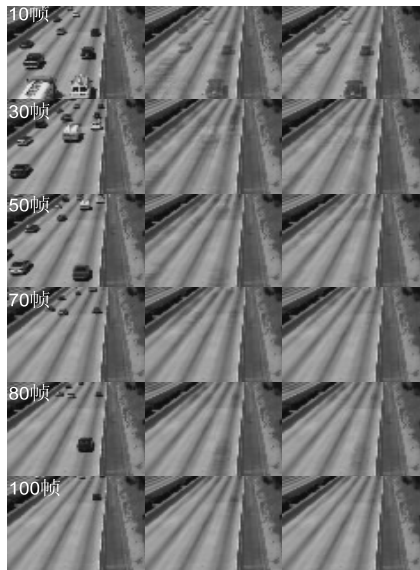


图 3 使用 OTSU 算法和提出算法提取的背景图像

使用提出的自适应算法与 OTSU 算法在三种场景下对提取背景效果进行了实验。对于第一种场景,背景提取结果如图 5 所示(中间和右侧分别为 OTSU 和

提出算法提取的结果)。可以看出:在前面几十帧图像所提出的算法与 OTSU 算法的效果相差不大,随着帧数逐渐累加,提出算法提取的背景效果越来越好,到第 50 帧时比较显著,到 100 帧时已非常好。从这些帧结果对比来看,提出算法明显优于传统 OTSU 阈值算法,受运动目标干扰较少。在运动车辆覆盖区域的背景为前面多帧当前区域图像含权累加,随着帧数增加,当前区域包含背景区域所占的比重越来越多,因而提取的背景图像就越清晰;另外,背景缓慢变化时两帧图像背景的差分会有一定差值,这个值很小,远小于均值,由提出算法所得阈值远大于均值,因此可以克服背景缓慢变化。

第二、三场景的背景提取效果同样是所提出的算法优于 OTSU 算法,如图 4 所示。值得注意的是:第三场景行人运动慢,导致背景更新慢,这时要减少当前图像所占背景的比重, α 值要适当减小,适应这种变化。

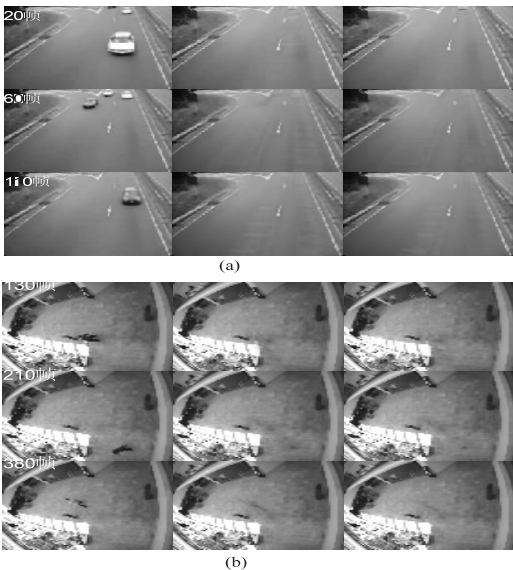


图 4 在第二、三场景中两种方法提取的背景

在实时性要求方面,由于文中算法引入了切比雪夫不等式,限定了特征明显的背景点运算范围,因此算法运行时间远少于 OTSU 法。为了比较两种算法在运算时间上的差异,分别针对图 3 的第 20、40、60、80、100、200、300 帧图像进行算法时间测试,结果如图 5 所示。

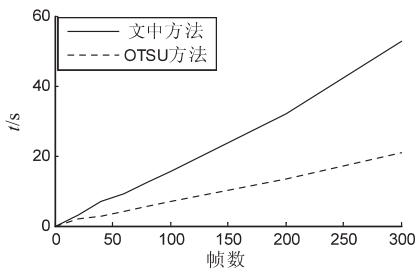


图 5 运算时间比较

从图中可以得出,提出算法所需运算时间远少于 OTSU 方法所需时间,帧数越大越能体现出优势。提出算法在运行时间上的优势与良好的背景提取效果,使其适用于场景复杂、较多运动目标出现的视频图像运动目标检测与分割中。

3 结束语

为克服 OTSU 分割的 Surendra 背景提取算法中存在的计算量大和精度低等问题,在分析相邻帧差分图像特征的基础上,提出一种自适应阈值的背景提取算法。通过采用切比雪夫不等式和在最大类间方差法中引入模糊技术结合的动态阈值提取差分图像的运动区域,从而准确地分割出运动区域和背景,并且能够适应光线的变化。背景更新时,利用相邻帧差和自适应阈值法得到当前帧的二值图像,再根据前景目标更新得到新的背景。仿真结果表明,新算法抗干扰能力强、处理迅速、易于实现,可建立较好的背景,效果优于常用的基于 OTSU 的 Surendra 算法,为下一阶段的运动目标检测打下了坚实的基础。

参考文献:

[1] 郭 玲. 智能视频监控中运动目标检测的算法研究[D]. 广州:华南理工大学,2013.

[2] Zhang Haiyan. Multiple moving objects detection and tracking based on optical flow in polar-log images[C]//Proceedings of the ninth international conference on machine learning and cybernetics. Qingdao:IEEE,2010:1577-1582.

[3] Ivanov V A. Interpolation algorithms in calculating the frame-to-frame difference for detecting moving point objects[J].

(上接第 90 页)

(5):577-685.

[6] Chan T F,Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(2):266-277.

[7] Li C,Kao C Y,Gore J C,et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2008,17(10):1940-1949.

[8] 刘正光,马喜妹,邹 亮. 一种基于主动轮廓模型的 MRI 医学图像序列边缘提取算法[J]. 计算机应用,2006,26(7):1577-1579.

[9] 龚永义,罗笑南,黄 辉,等. 基于单水平集的多目标轮廓提取[J]. 计算机学报,2007,30(1):120-128.

[10] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision,

Optoelectronics,Instrumentation and Data Processing,2007,43(3):246-251.

[4] Barnich O, Van D M. ViBe:a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(6):1709-1724.

[5] 张 恒,胡文龙,丁赤飏. 一种自适应学习的混合高斯模型视频目标检测算法[J]. 中国图象图形学报,2010,15(4):631-636.

[6] Haritaoglu I,Harwood D,Davis L S. W4:real time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(8):809-830.

[7] Salhi A, Jammoussia Y. Object tracking system using Camshift,Meanshift and Kalman filter[J]. World Academy of Science,Engineering and Technology,2012,64:674-679.

[8] 毛燕芬,施鹏飞. 高斯核密度估计背景建模及噪声与阴影抑制[J]. 系统仿真学报,2005,17(5):1182-1184.

[9] Sahoo P K,Soltani S,Wong A K C,et al. A survey of thresholding techniques[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing,1988,41(2):233-260.

[10] 郑 毅,刘上乾. 基于最大模糊熵和遗传算法的图像分割[J]. 光学技术,2006,32(4):578-580.

[11] Gupte S,Masoud O,Martin R F K,et al. Detection and classification of vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation System,2002,3(1):37-47.

[12] 胡 斌,宫宁生. 一种改进的 OTSU 阈值分割算法[J]. 微电子学与计算机,2009,26(12):153-155.

[13] 茆诗松,程依明,濮晓龙. 概率论与数理统计教程[M]. 北京:高等教育出版社,2008.

[14] 孙文彩,杨自春. 区间参数结构可靠性分析新模型[J]. 海军工程大学学报,2011,23(3):62-66.

2004,20(1-2):89-97.

[11] Bresson X, Esedo lu S, Vanderghenst P, et al. Fast global minimization of the active contour/snake model[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision,2007,28(2):151-167.

[12] 罗红根,朱利民,丁 汉. 基于主动轮廓模型和水平集方法的图像分割技术[J]. 中国图象图形学报,2006,11(3):301-309.

[13] Goldstein T,Bresson X,Osher S. Geometric applications of the split Bregman method:segmentation and surface reconstruction[J]. Journal of Scientific Computing,2010,45(1-3):272-293.

[14] Wang L L,Gu Y. Efficient dual algorithms for image segmentation using TV-Allen-Cahn type models[J]. Communications in Computational Physics,2011,9(4):859-877.