

# 基于聚类和改进型水平集图像分割算法

张 辉 朱家明 唐文杰  
(扬州大学信息工程学院 扬州 225127)

**摘要** 针对医学图像中通常伴有噪声、多目标的问题,传统水平集无法将图像中的多目标完全分割出来,提出了基于抑制式模糊聚类算法的改进型双水平集模型。首先,利用聚类算法对医学图像进行预分割降噪,通过标准化互信息准则(NMI)判断聚类是否达到满意效果,进而改良聚类算法,再由增加惩罚项的改进型双水平集进行二次分割。实验结果表明,该方法能够降低图像的噪声和算法的敏感性,水平集无需重新初始化,大大减少了计算量和迭代次数,该模型能将伴有噪声的多目标医学图像完全分割出来,获得了预期的分割效果。

**关键词** 医学图像分割,聚类,NMI,双水平集

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Image Segmentation Algorithm Based on Clustering and Improved Double Level Set

ZHANG Hui ZHU Jia-ming TANG Wen-jie

(School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

**Abstract** Usually, medical image accompanied by noise with a multi-objective problem, can not be separated completely by traditional level set in the image with multiple targets. This paper proposed a model based on inhibiting type of fuzzy clustering algorithm and modified double level set. First of all, the clustering algorithm is used for pre segmentation of medical image noise reduction, which can determine whether a cluster achieves satisfied effect through standardized rule of normalized mutual information (NMI), thus improving clustering algorithm. The improved double level set with punishment item is given a second segmentation finally. The experimental results show that the method can reduce the noise of the image and the sensitivity of the algorithm, without reinitialize level set, reducing the amount of calculation and the number of iteration greatly. The model can separate medical image including noise and multiple objects completely, obtaining the expected effect of segmentation.

**Keywords** Medical image segmentation, Clustering, NMI, Double level set

图像分割中,基于能量的几何活动轮廓模型(GAC)<sup>[1]</sup>能够较好地处理拓扑结构的变化,使得分割效果与初始的拓扑结构无关。Osher 和 Sethian<sup>[2]</sup>于 1988 年首次提出了水平集方法,极大地推动了几何活动轮廓模型的发展,水平集方法亦成为新热点,在各方面得到了广泛的应用。但是,传统的 C-V<sup>[3]</sup>单水平集函数模型只能分割目标和背景两个区域, Vese 和 Chan<sup>[4]</sup>于 2002 年提出了基于简化的 Mumford-Shah 模型和变分法的多相水平集方法,用  $n$  个水平集表示  $2^n$  个区域,可以实现多目标多区域的分割,从而使水平集得到进一步的发展。Li 等<sup>[5]</sup>又提出了在能量函数中增加惩罚项的措施,使水平集模型在迭代过程中无需重新初始化,从而大大减少了计算量和迭代次数。

医学图像中通常伴有的噪声、多目标现象对图像分割造成了较大影响。传统的水平集模型对含有噪声的多目标图像无法进行有效的分割,存在忽略、泄漏等问题。为了能够同时分割多相图像并抑制图像噪声干扰,本文提出基于聚类算法的改进型双水平集模型。首先通过抑制式模糊聚类算法

(SRFCM)<sup>[6]</sup>对医学图像进行聚类,该算法具有一定的鲁棒性,根据 NMI 的值来判定聚类效果,继而改良算法;然后采用 Li 等提出的在能量函数中增加能量惩罚性的方式,通过改进双水平集医学图像分割模型(DCV)来对聚类效果图进行二次分割,实验表明该模型能达到预期的分割效果。

## 1 抑制式模糊聚类算法

### 1.1 SRFCM 聚类算法简述

FCM 聚类算法进行图像分割时具有无监督、实现简单、适用于图像存在不确定性和模糊性的情况等优势,目标函数的表达式如下:

$$\text{Min } J_{\text{FCM}}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 (1 \leq j \leq n), m \in [1, \infty)$$

目标函数取得最小值的必要条件:

$$u_{ij} = \left( \sum_{r=1}^c \frac{d_{rj}^2}{d_{rj}^2} \right)^{\frac{1}{1-m}}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \quad (2)$$

本文受国家自然科学基金(61273352, 61573307, 61473249, 61473250)资助。

张 辉(1992-),男,硕士,主要研究方向为图像处理与分析研究, E-mail: 1095706553@qq.com;朱家明(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能与自适应控制及图像处理研究;唐文杰(1992-),男,硕士,主要研究方向为数字图像处理。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, 1 \leq i \leq c \quad (3)$$

FCM 聚类算法的迭代步骤如下:

(1) 设定聚类数目  $c$ 、模糊加权指数  $m$ 、阈值  $\varepsilon$ 、最大迭代次数  $t_{\max}$ ;

(2) 初始化各个聚类中心  $V_{(0)}$ ;

(3) 计算并更新隶属度和聚类中心;

(4) 计算目标函数,若  $\|v^k - v^{(k+1)}\| \leq \varepsilon$  或者  $t \geq t_{\max}$ ,则算法停止;否则  $t=t+1$ ,返回上一步。

在 FCM 算法的基础上,考虑每个样本点的邻域样本,通过将样本的空间相关性相结合,来提高算法的鲁棒性,采用 RFCM(Robust Fuzzy C-means)<sup>[7]</sup> 聚类算法,目标函数的表达式如下:

$$\text{Min } J_{\text{RFCM}}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 + \frac{\beta}{2} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{p \in N_j} \sum_{q \in M_i} u_{pq}^m \quad (4)$$

$$u_{ij} = \frac{(d_{ij}^2 + \beta \sum_{p \in N_j} \sum_{q \in M_i} u_{pq}^m)^{1/(1-m)}}{\sum_{r=1}^c (d_{rj}^2 + \beta \sum_{p \in N_j} \sum_{q \in M_i} u_{pq}^m)^{1/(1-m)}} \quad (5)$$

其中,  $1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n$ 。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, 1 \leq i \leq c \quad (6)$$

本文采用的聚类算法 SRFCM(Suppressed Robust Fuzzy C-means)是抑制式聚类算法,该算法基于“抑制式竞争”思想<sup>[8]</sup>,主要对具有优势的隶属度进行适当放大,同时抑制其他类隶属度,从而提高算法的收敛速度。在上述模糊聚类算法迭代步骤(3)中,抑制因子  $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  通过与隶属度相乘来控制抑制的程度,表达式如下:

$$u_{ij} = \alpha u_{ij} \\ \alpha = \frac{c}{c-1} \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2\right) \quad (7)$$

图 1 示出了 SRFCM 聚类与其他聚类算法的效果图。由图 1(a) — 图 1(e) 可以看出,越往后的聚类效果越好,虽然 RFCM 的与 SRFCM 分割效果很接近,但比较其迭代次数、均方根误差、时间复杂度,SRFCM 的性能明显优于 RFCM。

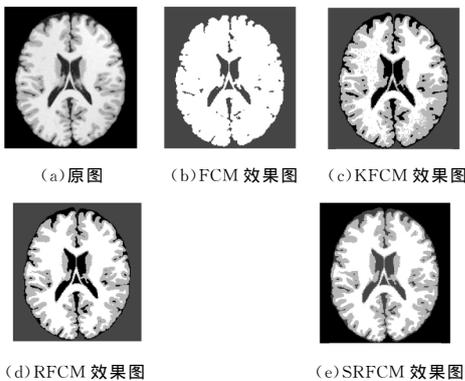


图 1 几种聚类算法的分割效果图

## 1.2 SRFCM 算法性能分析

常采用 NMI(Normalized Mutual Information)<sup>[9]</sup> 准则来判断评价聚类结果的好坏。首先计算 MI 的值,然后将熵作为分母来对 MI 的值进行标准化。采用 NMI 将各个算法的

聚类结果与标准结果进行对比,若比值接近 1,则表明聚类效果好;若比值接近 0,则表明聚类效果差。

设有两个聚类结果  $A$  和  $B$ ,各自分别含有  $L$  和  $M$  个类别。联合分布率表达式为:

$$P(l, m) = \frac{|R_l \cap Q_m|}{N}, \text{可以求出 MI 的值。}$$

$$A \text{ 的熵 } H(A) = - \sum_{l=1}^L P(l) \log P(l) \quad (8)$$

$$B \text{ 的熵 } H(B) = - \sum_{m=1}^M P(m) \log P(m) \quad (9)$$

则聚类结果  $A$  和  $B$  的 NMI 准则表达式为:

$$\text{NMI}(A, B) = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M \log \frac{P(l, m)}{P(l)P(m)}}{\sqrt{H(A)H(B)}} \quad (10)$$

表 1 是 SRFCM 与其他聚类算法部分的性能参数比较,与图 1 相对应。表 1 中从左向右,RMS 误差值递减,NMI 值递增,精度越来越高、误差越来越小。数据表明聚类算法 RSFCM 的效果最好。

表 1 几种聚类算法的 RMS、NMI 数据对照表

算法名称	FCM	KFCM	RFCM	RSFCM
RMS/ $10^{-3}$	0.7003	0.6267	0.5844	0.5021
NMI	0.4253	0.5878	0.7454	0.8645

通过 NMI 的值可知聚类效果,可以修改聚类算法中的阈值等参数,进一步完善聚类算法,减小误差,提高精度。

## 2 改进型双水平集模型

### 2.1 双水平集模型描述

传统的水平集 CV 模型可以对目标和背景二相图像进行有效的分割,但是此模型只适用于二相分割,无法分割多目标图像。后来,Vese 和 Chan 又提出了多相水平集方法,用  $n$  个水平集表示  $2^n$  个区域,可以实现多目标多区域的分割。

由于增加水平集的同时也会增加计算量,因此本文模型采用双水平集进行四相分割,定义两条水平集  $\phi_1$  和  $\phi_2$  来分割 4 个区域。互不重叠的 4 个区域分别如下(见图 2):

$$\{\phi_1 > 0, \phi_2 > 0\}, \{\phi_1 > 0, \phi_2 < 0\}, \{\phi_1 < 0, \phi_2 > 0\}, \{\phi_1 < 0, \phi_2 < 0\}.$$

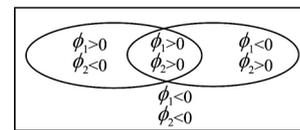


图 2 四相分割区域划分图

水平集函数  $\{\phi_1, \phi_2\}$  定义的能量泛函如下:

$$E_{\varepsilon}^{CV}(\phi, c) = \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) H_{\varepsilon}(\phi_2) (I - c_1)^2 dx dy + \\ \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) (I - c_2)^2 dx dy + \\ \int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) H_{\varepsilon}(\phi_2) (I - c_3)^2 dx dy + \\ \int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) (I - c_4)^2 dx dy + \\ \mu \int_{\Omega} \|H(\phi_1)\| dx dy + \\ \mu \int_{\Omega} \|H(\phi_2)\| dx dy \quad (11)$$

4个区域的灰度 $\{C_1, C_2, C_3, C_4\}$ 均值迭代的更新方式如下:

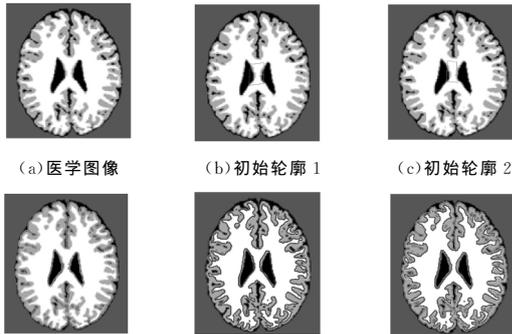
$$\begin{aligned} c_1(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\phi_1) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) H_{\varepsilon}(\phi_2) dx dy} \\ c_2(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\phi_1) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) dx dy} \\ c_3(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) H_{\varepsilon}(\phi_2) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) H_{\varepsilon}(\phi_2) dx dy} \\ c_4(\phi) &= \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) dx dy} \end{aligned} \quad (12)$$

两条水平集函数 $\{\phi_1, \phi_2\}$ 的演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi_1) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\phi_1}{|\phi_1|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\varepsilon}(\phi_2) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) \right\} \quad (13)$$

$$\frac{\partial \phi_2}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi_2) \left\{ \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\phi_2}{|\phi_2|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_3)^2) H_{\varepsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_2)^2 - (u_0 - c_4)^2) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) \right\} \quad (14)$$

图3是双水平集的分割效果图,图3(a)为原始医学图像,图3(b)和图3(c)分别是双水平集的两个初始轮廓,图3(d)和图3(e)分别是两条水平集的分割效果,图3(f)为双水平集分割的最终效果图。



(d) 初始轮廓 1 的效果图 (e) 初始轮廓 2 的效果图 (f) 最终效果图

图3 双水平集分割流程示意图

## 2.2 改进型双水平集模型

针对水平集函数接近符号距离函数需要初始化,增加水平集函数会增加计算量的问题, Li 等提出在能量函数中增加能量惩罚项,在迭代过程中水平集无需重新初始化,大大减少了计算量和复杂度。新的能量泛函如下:

$$\begin{aligned} E_4^{CV}(\phi, c) &= \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) H_{\varepsilon}(\phi_2) (I - c_1)^2 dx dy + \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi_1) \\ &\quad (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) (I - c_2)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon} \\ &\quad (\phi_1)) H_{\varepsilon}(\phi_2) (I - c_3)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} g(x, y) \\ &\quad \| H(\phi_1) \| dx dy + \mu \int_{\Omega} g(x, y) \| H(\phi_2) \| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} dx dy + \int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi_1)) (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2)) (I - \\ c_4)^2 dx dy + \frac{\nu}{2} \int_{\Omega} (|\phi_1| - 1)^2 dx dy + \\ \frac{\nu}{2} \int_{\Omega} (|\phi_2| - 1)^2 dx dy \end{aligned} \quad (15)$$

模型中的边界特征由梯度信息表示:

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + |G_{\varepsilon}(x, y) * u(x, y)|^p}, p \geq 1 \quad (16)$$

增加惩罚项的演化方程如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_1}{\partial t} &= \delta_{\varepsilon}(\phi_1) \left[ \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\phi_1}{|\phi_1|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - c_2)^2 \right. \\ &\quad H_{\varepsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_3)^2 - (u_0 - c_4)^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi_2))) + \nu \\ &\quad \left. [\Delta \phi_1 - \operatorname{div} \left( \frac{\phi_1}{|\phi_1|} \right)] + \delta_{\varepsilon}(\phi_1) \left\{ \mu [g \cdot \left( \frac{\phi_1}{|\phi_1|} \right) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \frac{g \cdot \phi_1}{|\phi_1|} \right\} \right] \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_2}{\partial t} &= \delta_{\varepsilon}(\phi_2) \left[ \mu \cdot \operatorname{div} \left( \frac{\phi_2}{|\phi_2|} \right) - ((u_0 - c_1)^2 - (u_0 - \\ c_2)^2) H_{\varepsilon}(\phi_1) - ((u_0 - c_3)^2 - (u_0 - c_4)^2 (1 - \right. \\ &\quad H_{\varepsilon}(\phi_1)) + \nu [\Delta \phi_2 - \operatorname{div} \left( \frac{\phi_2}{|\phi_2|} \right)] + \delta_{\varepsilon}(\phi_1) \left\{ \mu [g \cdot \right. \\ &\quad \left. \left( \frac{\phi_2}{|\phi_2|} \right) + \frac{g \cdot \phi_2}{|\phi_2|} \right] \right] \end{aligned} \quad (18)$$

## 2.3 本文算法流程

本文基于抑制式聚类算法和改进型水平集模型(SRFCM+DCV),通过具有鲁棒性的抑制式模糊聚类算法对图像进行聚类预处理,再由改进型双水平集模型进行二次分割,从而获得最终效果图。算法流程如下:

(1) 设定聚类数目、加权指数、阈值、最大迭代次数等一系列参数,由 SRFCM 预处理,分析聚类效果图,与其他聚类算法进行对比;

(2) 通过 NMI 准则判断聚类分割效果,分析参数的影响,若需要则对参数和进行相应修改;

(3) 由双水平集对聚类效果图进行二次分割,在原图像上增加噪声,分别由传统的和改进型的双水平集进行分割,分析两种算法的分割效果并做对比。

## 3 实验结果与分析

本文实验环境: MATLAB 2009a, CORE i5 CPU 2.67 GHz, 内存 4GB, Windows7。

实验中的参数:  $m=2, c=4, U=2, c_0=2, \Delta t=0.01, \mu u=0.001 * 255^2, nu=1, \lambda_1=1, \lambda_2=1, \varepsilon=1$ 。水平集函数迭代 20 次,两次噪声分别为 1% 和 2%。

图4是医学图像在本文模型分割下的效果图。原始图像图4(a)加入了1%的噪声,双水平集直接进行分割将被噪声严重干扰;图4(b)中的细微组织完全被忽略,噪声变成目标,组织边缘泄漏,效果很不理想。本文模型首先采用 SRFCM 聚类算法进行预处理,再进行改进型双水平集二次分割,效果很明显,边缘清晰,内部组织也完全能被分割出来。图4(d)中的脑灰质、脑白质、脑干等多目标区域被完全分割。原始图像图4(e)加入了2%的噪声,本文模型图4(f)与传统模型图4(h)的区别更加明显。

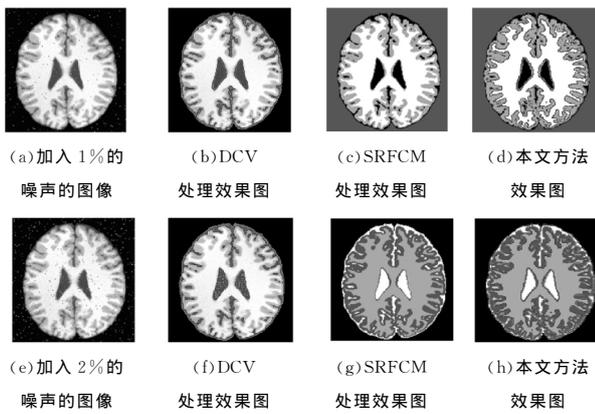


图 4 DCV 模型和本文模型分割对比图一

图 5 是另一幅医学图像的分割效果图,在图像信息量增大并且有噪声干扰的情况下,本文模型依旧可以完全分割出多目标区域。实验表明,SRFCM+DCV 算法模型可行,既能抑制噪声,又能分割多目标,在性能上优于传统的单一分割算法。

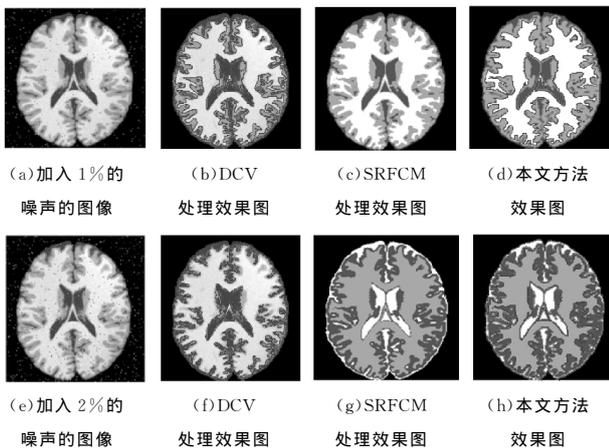


图 5 DCV 模型和本文模型分割对比图二

**结束语** 本文提出的基于抑制式模糊聚类算法的改进型双水平集模型,比传统的水平集模型对伴有噪声的多目标医学图像的分割效果较明显。通过 SRFCM 聚类算法进行图像降噪,降低算法的敏感性,根据 NMI 准则的值来判定聚类效

果,采用增加惩罚项的方法改进 DCV,使得新双水平集模型无需重新初始化,最终实现多相分割。实验表明,采用该算法分割的效果图边缘清晰、内部组织被完全分割,算法可行高效,可对其做进一步分析研究。

## 参考文献

- [1] 方江雄. 变分和偏微分方法在图像分割中的应用[M]. 北京:中国石化出版社,2015:3-9.
- [2] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation [J]. *Journal of Computational physics*, 1998, 79: 12-49.
- [3] CHAN T, VESE L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-276.
- [4] VESE L A, CHAN T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 271-293.
- [5] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005: 430-436.
- [6] FAN J L, ZHEN W Z, XIE W X. Suppressed fuzzy C-means clustering algorithm [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9/10): 1607-1612.
- [7] CAI W, CHEN S, ZHANG D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838.
- [8] 范九伦. 抑制式模糊 C-均值聚类研究综述 [J]. *西安邮电大学*, 2014, 3(1): 2095-6533.
- [9] KNOPS Z F, MAINT J B, VIERGVER M A. Normalized mutual information based registration using k-means clustering and shading correction [J]. *Medical Image Analysis*, 2006, 10(3): 432-439.
- [10] LI C M, XU C Y. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3253.
- [11] 唐春晖. 一种基于梯度方向直方图的俯视行人的检测方法 [J]. *模式识别与人工智能*, 2015, 28(1): 19-26.
- [12] 文嘉俊, 徐勇, 战荫伟. 基于 AdaBoost 和帧间特征的人数统计 [J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(9): 1729-1735.
- [13] 徐超, 高梦珠, 查宇锋, 等. 基于 HOG 和 SVM 的公交乘客人流量统计算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(2): 446-452.
- [14] 周治平, 许伶俐, 李文慧. 特征回归与检测结合的人数统计方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(3): 425-432.
- [15] LIU J, ZHANG M. A detection and tracking based method for real-time people counting [C] // *Chinese Automation Congress*, 2013: 470-473.
- [16] 郑翔翔, 张怡. 基于头部检测和跟踪的人数统计方法 [J]. *计算机应用与软件*, 2011, 28(2): 44-46.
- [17] 顾德军, 伍铁军. 一种基于人头特征的人数统计方法研究 [J]. *机械制造与自动化*, 2010, 39(4): 134-138.
- [16] 夏菁菁, 高琳, 范勇, 等. 基于骨架特征的人数统计 [J]. *计算机应用*, 2014, 34(2): 585-588.
- [17] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [18] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [M] // *Computer Vision-ECCV 2012*. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 864-877.
- [19] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [20] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: Structured output tracking with kernels [C] // *International Conference on Computer Vision*. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2011: 263-270.

(上接第 178 页)