

一种模糊特征驱动曲线演化的图像分割

石澄贤¹⁾ 王洪元¹⁾ 夏德深²⁾

¹⁾(江苏工业学院信息科学系, 常州 213164) ²⁾(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要 利用模糊特征向量表示图像上各区域上的特性,然后把模糊特征向量集成到简化 Mumford-Shah 模型。这种推广的 Mumford-Shah 模型与原来的 Mumford-Shah 模型相比能包含更多的图像信息,增强了图像分割的性能,而复杂程度却没有提高。原来的模型是推广模型的特例。对弱边缘、凹凸区域和复杂背景的图像能较好地分割。人工合成图像、真实图像的实验说明推广模型对图像分割的有效性。

关键词 模糊特征 图像分割 Mumford-Shah 模型

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)08-1196-05

A Fuzzy Feature Driving Curve Evolution for Image Segmentation

SHI Chengxian¹⁾, WANG Hongyuan¹⁾, XIA Deshen²⁾

¹⁾(Department of Information Science, Jiangsu Polytechnic University, Changzhou 213164)

²⁾(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Fuzzy feature vector has been used to represent the characteristics of image on different regions. The fuzzy feature vector has been integrated into Mumford-Shah model for the image segmentation. The generalized Mumford-Shah model has contained more information of image, enhanced capability of segmentation image and not increased complexity in comparison with original model. The original model is a particular case of the generalized model. The generalized model provides well segmentation to weak edges, concavo-convex region and complexity background image. Experimental results of applying the scheme to artificial and real images demonstrate its segmentation power.

Keywords fuzzy feature, image segmentation, Mumford-Shah model

0 引言

主动轮廓模型(active contour model)是以 Kass 等人提出的 Snake 模型^[1]为标志开始的。将曲线嵌入在高维曲面,曲线作为超平面的零水平集的曲线演化水平集方法^[2]开辟了图像处理新的研究途径。Zhu 等人首先提出利用区域统计量确定曲线演化^[3]。Chan 和 Vese 把分段连续 Mumford-Shah 模型^[4]应用到图像的分割和平滑^[5-6]。这种简化 Mumford-Shah 模型同样是利用区域信息确定曲线演化,不需要边缘指示停止函数,只要初始曲线的位置合适都能同时探

测到内部和外部边界。但是,简化 Mumford-Shah 模型仍然可能会发生曲线演化方向性错误,依赖于各区域之间本身的可分离性。为了解决 Mumford-Shah 模型在图像分割中存在的缺陷,一些结合区域统计特征和局部梯度信息的主动轮廓模型不断被提出来解决图像分割、跟踪等碰到的问题^[7-10]。这种基于统计特征和均匀灰度准则的主动轮廓在图像分割方面取得了较好的效果,一直是图像分割研究领域最活跃的研究方向。本文将对 Mumford-Shah 模型进行讨论和推广,引入模糊特征代替区域灰度统计。通过把特征向量集成到 Mumford-Shah 模型使其能包含更多的分割图像信息和关键特征,提高图像分割性能。

基金项目:香港特区政府研究资助局项目(CUHK/4185/00E);江苏教育厅高校自然科学研究项目(06KJD520048)

收稿日期:2008-12-29; **改回日期:**2009-03-31

第一作者简介:石澄贤(1961—),男,教授。2006年于南京理工大学获模式识别与智能系统专业博士学位。主要研究方向为模式识别和图像处理,已发表多篇论文。E-mail: shicx518@163.com

1 Mumford-Shah 模型

简化 Mumford-Shah 模型是一种变差图像分割方法。基本思想是将一幅图像按灰度相似性划分,划分的粗细通过分割曲线长度的权重来调节。设 $I: \Omega \subset \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$ 为图像。假定在图像平面 Ω 上有演化封闭曲线 C , $inside(C)$ 表示曲线 C 内部区域, $outside(C)$ 表示曲线 C 的外部区域。下面引入能量函数

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot Length(C) + \nu \cdot Area(inside(C)) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中, c_1, c_2 分别为曲线 C 内部区域和外部区域的图像灰度均值; $\mu > 0, \nu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 为固定量。在某种意义上,长度项和面积项起的作用相同,所以一般取 $\nu = 0$ 。因此,图像分割问题就转化为下面的最小化问题:

$$\inf_{c_1, c_2, C} F(c_1, c_2, C) \quad (2)$$

可以利用梯度下降流演化轮廓曲线 C 得到

$$\frac{\partial C}{\partial t} = [-\mu\kappa + \lambda_1(I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2(I(x, y) - c_2)^2 + \nu] N \quad (3)$$

式中, N 为曲线 C 的单位法线方向, κ 为曲线 C 的曲率。利用水平集方法,上述函数的 Euler-Lagrange 方程可通过水平集实现。

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta_\varepsilon(u) \left[\mu div \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \nu - \lambda_1(I - c_1)^2 + \lambda_2(I - c_2)^2 \right] \quad (4)$$

式中, $\delta_\varepsilon(u)$ 是 Heaviside 函数 $\delta(u)$ 的近似, 设

$$H_\varepsilon(u(x, y)) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{u(x, y)}{\varepsilon} \right) \right)$$

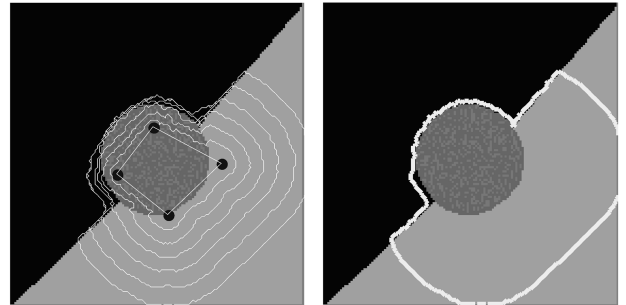
$$\delta_\varepsilon(u) = H'_\varepsilon(u) = \frac{\varepsilon}{\pi(\varepsilon^2 + u^2(x, y))}$$

式中, $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda_2, \varepsilon$ 分别为大于零的参数, $u(x, y)$ 为符号距离函数,具体细节可以参见文献[2,4]。尺度 c_1 和 c_2 在水平集演化过程中不断更新。

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H_\varepsilon(u(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_\varepsilon(u(x, y)) dx dy} \quad (5)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H_\varepsilon(u(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_\varepsilon(u(x, y))) dx dy}$$

Mumford-Shah 模型如果目标与背景的灰度差异不明显,那么按灰度相似性不能很好地分割目标。当目标灰度与背景灰度呈阶跃性时,分割结果较好。当目标灰度介于背景灰度之间或背景复杂时,分割结果较差。分析式(3),曲线演化的动力有 3 部分组成。以曲线曲率为大小的法向力 $-\mu\kappa N$,作用是曲线演化过程中保持曲线的基本形状, $[\lambda_1(I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2(I(x, y) - c_2)^2] N$ 通过曲线上点的图像灰度与所围内外区域平均灰度差异调节曲线上点的运动方向和大小,用灰度的平均值表示区域特征。力大小为常数的法向力 νN 起到曲线膨胀($\nu > 0$)或收缩($\nu < 0$)的作用。图 1 是 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 时曲线演化情况,曲线在目标圆没有能够停止演化,说明用灰度均值表示区域不是很充分。当然模型中选取合适的参数对改善图像分割效果也是很重要的,目前还没有一个统一的标准。考虑用能包含更多信息的特征向量来驱动曲线演化,使 Mumford-Shah 模型分割图像的性能得到改进。



(a) 原图与演化过程 (b) 分割结果

图 1 目标在两种背景灰度中的分割情形
Fig. 1 The result of segmentation for object on binary gray level background

2 基于特征向量的 Mumford-Shah 模型

模糊数学更接近人类思维和自然语言,为图像分割的智能化研究提供了一种有用的方法和工具。模糊集理论具有处理不确定性、含糊性和非精确性的能力^[11]。图像的分割具有不确定性,因而可以将模糊理论引入到图像分割中。表示图像中具有某种特殊属性的区域,使图像分割算法的性能有较程度的提高。一个图像分割可以把它看成分解成有限个区域 $\{R_1, R_2, \dots, R_M\}$, 在特征空间中,图像用一

个特征集的集合 $\{F_1, F_2, \dots, F_M\}$ 进行特征化。这里用特征集 F_j 来描述区域 $R_j (j=1, \dots, M)$ 。当然用特征集表示区域可以使用特征向量的形式融入全部可利用的信息,但是仍然存在对图像分割不确定性敏感的问题。这是因为用 $\{F_1, F_2, \dots, F_M\}$ 表示区域属于一种精确的特征值,而一般来讲,图像分割不可能是完全的,即利用特征集中的许多特征向量要唯一地确定有些点是属于区域的内部或外部是不可能的。用一些模糊特征表示区域在某种程度上可以避免上述出现的问题。每个区域上的特征向量以一个模糊特征相联系,模糊特征是由特征空间上的每个特征向量赋予一个模糊值形成的。模糊值反映每个特征向量与特征化区域的接近程度,同时也能反映出分割关系中的不确定性。为了减少计算量,每个区域 R_j 的表示用其对应特征向量集 F_j 的中心 \hat{f}_j 来表示。设 F 是集合 $\{F_1, F_2, \dots, F_M\}$ 的一个元素,根据 F 可以定义模糊特征 \tilde{F} 。设 F 中特征向量的维数为 m ,定义映射 $\mu_{\tilde{F}}: \mathbf{R}^m \rightarrow [0, 1]$ 为隶属函数。即对于任何特征向量 $f \in \mathbf{R}^m$, $\mu_{\tilde{F}}(f)$ 称为 f 关于模糊特征模糊特征集 \tilde{F} 的隶属度。若隶属度 $\mu_{\tilde{F}}(f)$ 接近于 1,意味着特征向量 f 是对应区域的典型代表。构建或选择一个隶属函数是否适合与应用有关。选择合适的隶属函数对保证图像分割准确起着重要作用。

设感兴趣目标区域特征向量集 F_{in} , 补集为 F_{out} 。 $\tilde{F}_{in}, \tilde{F}_{out}$ 为感兴趣目标区域模糊特征集和补集。模糊特征隶属度控制的 Mumford-Shah 模型为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = [-\mu\kappa + \lambda_1 \mu_{\tilde{F}_{out}}(f(C)) - \lambda_2 \mu_{\tilde{F}_{in}}(f(C)) + \nu]N \quad (6)$$

式中, N 为曲线 C 的单位法线方向, κ 为曲线 C 的曲率, $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ 为正的参数,起到平衡两个力的作用。利用水平集方法,上述函数的 Euler-Lagrange 方程可通过水平集实现。

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta_\epsilon(u) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \nu - \lambda_1 \mu_{\tilde{F}_{out}}(f(C)) + \lambda_2 \mu_{\tilde{F}_{in}}(f(C)) \right] \quad (7)$$

在式(6) Mumford-Shah 模型中,演化曲线仍有 3 部分力作用产生运动。与式(4) Mumford-Shah 模型相比区域灰度力场 $[\lambda_1(I(x, y) - c_1)^2 - \lambda_2(I(x, y) - c_2)^2]N$ 改成具有更广意义的模糊特征向量隶属度确定的 $[\lambda_1 \mu_{\tilde{F}_{out}}(f(C)) - \lambda_2 \mu_{\tilde{F}_{in}}(f(C))]N$ 区域特征力场,这样 Mumford-Shah 模型成为特征驱动的曲

线演化模型。曲线上点的特征向量对感兴趣区域的隶属度低说明曲线上的点和感兴趣目标相似度低,认为区域边缘,曲线受到的该作用力弱,运动速度慢,否则运动速度快。同时曲线上点的特征向量对感兴趣区域外的隶属度产生的作用力起类似的作用,运动方向相反。当然模型都是在 3 个力的联合作用下达到收敛感兴趣目标的边缘。不同的隶属函数结合特征向量将产生各种 Mumford-Shah 模型的推广形式。取最简单的灰度作为特征,设 $x \in [0, 1]$, 隶属函数取 $1 - (x - \bar{x})^2$, \bar{x} 为区域内 x 的平均值。改进模型成区域竞争参数主动轮廓模型^[7]。若取特征 $(I(x, y) - \bar{I})^2$, 其中 $I(x, y), \bar{I}$ 分别为图像的灰度和区域内的灰度的平均值。这时特征值的平均值为区域内灰度的方差 σ^2 , 隶属度为 $(I(x, y) - \bar{I})^2 - \sigma^2$, 适合纹理图像的分割。

模糊特征改进 Mumford-Shah 模型有 3 个特点。

- 1) 模糊特征引入到模型能更好地综合考虑图像的全局与局部特征。对于经典 Mumford-Shah 模型只有区域灰度信息,没能很好地同时考虑图像的其他特征,这就造成了像图 1 这样只要利用高斯简单滤波就能得到的边缘在 Mumford-Shah 模型中不能收敛的问题。而模糊特征既可以包含全局特征,也可以包含局部特征,这样可以提高图像分割性能。
- 2) 改进的模型更适用于某些特定的图像分割问题。对于某些特定的图像分割问题,可以获取先验知识,如生物医学图像分割和一些特殊的目标提取问题等,其前、背景一般可由图像自身特点决定。先验知识容易通过模糊特征隶属函数集成到模型中。
- 3) 改进模型是经典模型的推广形式。

3 图像分割的实验和结果

柯西函数 $C(x) = \left[1 + \left(\frac{\|x - x_0\|}{d} \right)^\gamma \right]^{-1}$ 是常取的隶属函数。其中 $\|\cdot\|$ 为向量的范数, $\gamma \geq 0, x_0$ 是函数的中心定位点, d 代表函数的宽度, γ 决定函数的光滑性。图 2 是柯西函数特征向量取图像灰度,参数 $\gamma = 2, d$ 取区域图像灰度的方差,由式(7)曲线演化过程和结果。图 2(a) 是初始曲线(四边形)和图 2(b) 迭代 30 次曲线的位置(白线),图 2(c) 为迭代 60 次曲线的位置(白线)。在目标圆内演化曲线缓慢膨胀,在亮的和黑的背景处演化曲线收缩,到圆的边缘演化曲线停止运动。图 2(d) 是

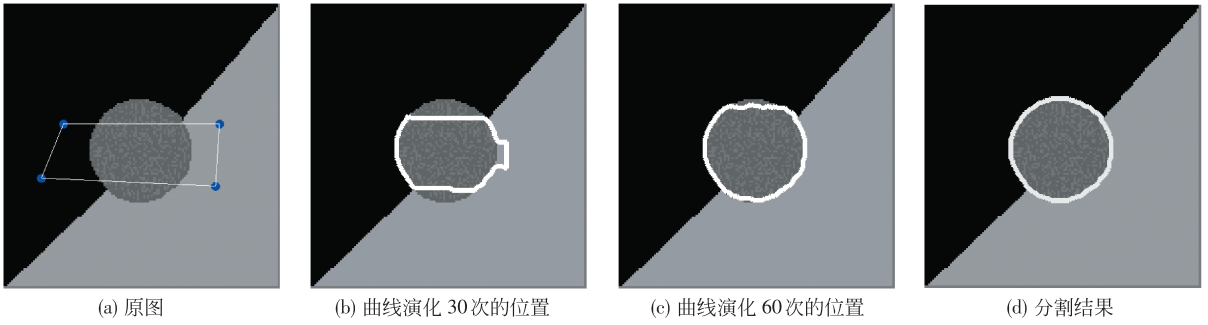


图 2 目标从两种背景中分割分出来

Fig.2 The object has been segmented for binary gray level background

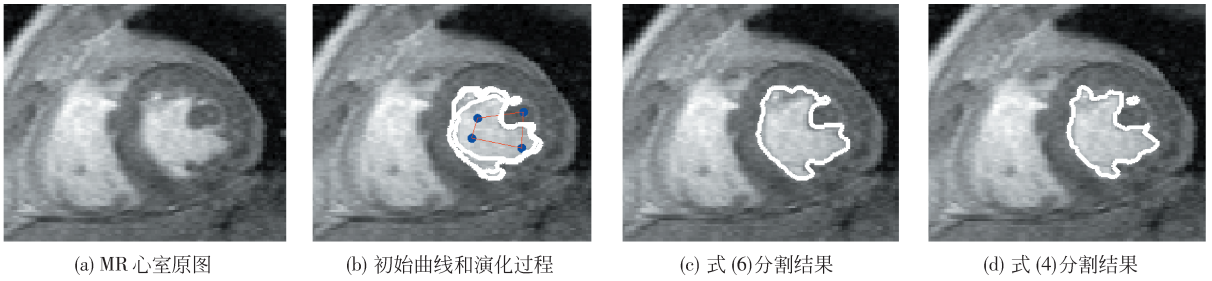


图 3 MRI 左心室的分割

Fig.3 The result of segmentation for MRI left ventriculus

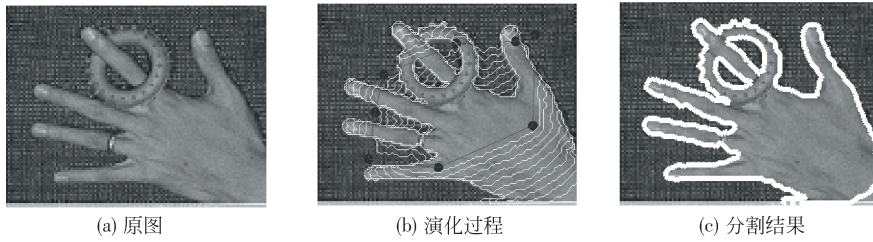


图 4 具有凸凹的手图像分割

Fig.4 The result of segmentation for hand

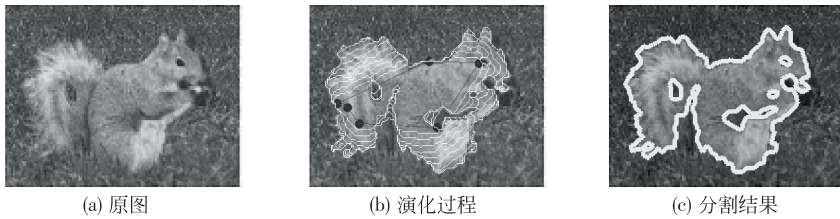


图 5 具有弱边缘的松鼠图像分割

Fig.5 The result of segmentation for weak edge of squirrel

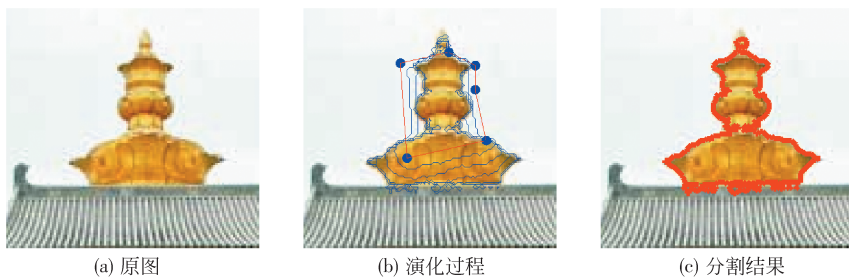


图 6 彩色图像的分割

Fig.6 The result of segmentation for color image

迭代 90 次曲线的位置,此时曲线已稳定。最后把在两种反差大的背景下的目标分割出来,解决了原来利用曲线分割不出目标的问题。图 3 是对 MRI 左心室的分割,采用和图 2 分割相同的参数和相同的隶属函数。MRI 左心室图像由于成像机理、器官和组织结构的复杂性,图像出现了灰度不一致、弱边界、伪影现象。图 3(b)是初始曲线(四边形、红线)和每迭代 15 次曲线的位置(白线),演化曲线很快向左心室的边缘收敛,在乳突处也能很好地拟合,具有良好的分割效果。图 3(c)是迭代 60 次曲线稳定,对左心室的分割结果。图 3(d)式(4)取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 分割心室的结果,把左心室内一些较暗的小区域也分出来。图 4 是对具有凹凸手的分割。图 4(b)是初始曲线(多边形,黑线)和每迭代 10 次曲线的位置(白线),演化曲线根据手形膨胀和收缩,发生拓扑结构变化,曲线向手的边缘收敛,能把凹凸手的形状方便地分割出来。图 4(c)是迭代 100 次曲线已稳定的结果,分割效果是好的。图 5 是对具有弱边缘的松鼠图像进行分割。图 5(b)是初始曲线(多边形、黑线)和每迭代 10 次曲线的位置(白线),演化曲线在向边缘收敛的过程中碰到较黑的地方发生拓扑变化,把眼睛、尾巴中的空圈都分割出来了,效果相当好,图 5(c)是迭代 80 次曲线已稳定的结果。图 6 是对彩色图像进行分割。图像用红绿蓝三色表示,用 3 种颜色的强度作为特征向量利用柯西函数作为隶属函数定义模糊特征。图 6(b)是初始曲线(多边形)和每迭代 10 次曲线的位置(蓝线),演化曲线根据彩色向边缘收敛。图 6(c)是迭代 50 次曲线的结果(红线)。

4 结 论

本文提出了一种改进的模糊特征驱动的 Mumford-Shah 模型图像分割方法。模糊特征的引入使得 Mumford-Shah 模型能集成更多的图像信息或根据图像特点对图像表示特征作出更多的选择。改进的 Mumford-Shah 模型在目标区域弱边缘处能

准确定位和抗噪声干扰,对背景复杂的目标区域能分割出来,轮廓曲线的拓扑结构能自动改变,对深度凹陷的区域能准确分割,也能包含彩色图像的分割。对图像的分割实验结果表明了此方法的有效性。进一步的工作将研究图像的代表特征以适应不同图像类型的分割。

参考文献 (References)

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(2): 321-331.
- [2] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [3] Zhu S C, Yuille A. Region competition: Unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(9): 884-900.
- [4] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [5] 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.
- [6] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42: 577-685.
- [7] Cremers D, Tischhäuser F, Weickert J, et al. Diffusion snakes: introducing statistical shape knowledge into the Mumford-Shah functional [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 295-313.
- [8] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11): 2029-2039.
- [9] Mohand Saïd A, Djemel Z. Globally adaptive region information for automatic color-texture image segmentation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(15): 1946-1956.
- [10] Ling Pi, Shen Chaomin, Li Fang, et al. A variational formulation for segmenting desired objects in color images [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(9): 1414-1421.
- [11] Cheng H D, Xu H J. A novel fuzzy logic approach to contrast enhancement [J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33(5): 809-819.