

一种基于 Fuzzy-ART 的层次化彩色图像分割算法

钱乐乐 高隽 范之国 胡良梅

(合肥工业大学图像信息处理研究室,合肥 230009)

摘要 针对传统彩色图像分割中出现的单纯利用颜色空间,只考虑图像的全局分布,或是只考虑图像的局部区域和边缘信息等问题,提出了一种基于 Fuzzy-ART 模型的层次化彩色图像分割算法。该算法有效地利用图像的亮度空间分布、细节信息以及颜色空间信息,对图像进行分级特征提取,利用 Fuzzy-ART 模型基于人类视觉特性的稳定、快速的在线学习和记忆能力,对图像进行层次化的区域划分,形成对图像的分层表达方式,从而达到良好的分割效果;将其与 FFCM 算法进行比较,取得了较好的结果。

关键词 Fuzzy-ART 模型 彩色图像分割 层次化分割

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)06-1101-08

A Hierarchical Method to Color Image Segmentation Based on Fuzzy-ART

QIAN Le-le, GAO Jun, FAN Zhi-guo, HU Liang-mei

(Laboratory of Image Information Processing, Hefei University of Technology, Hefei 230009)

Abstract Aiming at the problems in the color space information, the global distribution and the local regions and edges information of an image are considered separately appearing in traditional color image segmentation, a hierarchical color image segmentation algorithm based on Fuzzy-ART model is proposed. The algorithm frame mainly involves the effective utilization of the luminance distribution, the edge information and the color space information. A set of hierarchical features are extracted from the image, and making use of the ability of stable and fast incremental learning and memorizing of Fuzzy-ART model, the image is partitioned into several regions hierarchically and the hierarchical representation of the image is formed. According to the hierarchical representation of the image, good segmentation results can be obtained. Compared with the FFCM algorithm, better results can also be obtained.

Keywords Fuzzy-ART model, color image segmentation, hierarchical segmentation

1 引言

图像分割是图像分析中的基本视觉计算技术,是对图像进行后续分析的关键步骤。目前,灰度图像分割技术已日趋成熟^[1];现实场景中人们所能感知的色彩信息要比灰度信息丰富的多,它能够提供更多关于图像中背景和目标的信息与特征,因此,彩色图像分割技术逐渐成为研究的重点^[2]。

彩色图像尤其是自然场景图像中,往往会出现很多不确定且无法明确定义的区域,如果处理不当,会给图像的进一步高层分析带来困难。传统彩色图像分割算法主要包括基于各种颜色空间的直方图分析、基于颜色分量的特征空间聚类、基于区域的算法、彩色边缘检测以及神经网络算法,但是这些算法均存在一些不足之处,如单纯利用颜色空间分割、只考虑图像的全局统计分布特征、或是只考虑图像局部区域和边缘的细节信息等等,这往往会导致图像

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60375011;60575028);安徽省优秀青年科技基金资助项目(04042044);“新世纪优秀人才支持计划资助”项目(NCET-04-0560)

收稿日期:2006-11-20; **改回日期:**2007-01-08

第一作者简介:钱乐乐(1981~)男。合肥工业大学信号与信息处理专业硕博连读研究生。主要研究方向为模式识别、图像与视觉分析、神经网络。E-mail: flying_brasco@126.com

中某些重要信息的丢失。模糊集理论提供了一种表示不确定性测度的机制,采用隶属度表示对象的属性,避免了对图像区域的确切描述,能够更加完整地保留图像信息^[3]。Fuzzy-ART 模型作为一种以认知学为基础的神经网络模型具有很强的在线快速学习能力,从视觉分析的角度来说,它可以将自下而上的视觉信息与自上而下的主观感受有机的结合起来,并利用其内部特有的模糊机制形成对外部环境的主动感知^[4]。

本文针对单纯利用颜色空间,只考虑图像的全局分布信息或是只考虑图像的局部细节等问题,引入层次化分割思想,将图像的全局特征、局部特征和颜色特性有效地结合起来,并利用 Fuzzy-ART 模型进行在线学习,尽量保持图像信息的完整性。

2 分层特征描述

彩色图像分割过程中,颜色空间的选取相当重要,由图像中的每个像素在颜色坐标系中的投影便形成了不同的色彩表达方式;但是由于图像色彩的表达会随着不同区域亮度、边缘细节等的不同而变化,那么,只单纯考虑颜色空间的选取是不够的,图像的亮度、边缘等特性对彩色图像的描述也起着相当重要的作用。因此,须将二者结合起来,既考虑如颜色空间的选取、图像亮度的分布等全局信息,也考虑局部突变、边缘分布等局部信息。本文采用 3 种特征对彩色图像中每一个像素进行描述,分别为:像素的局部对比度、像素的局部梯度和像素的平滑色调;然后,由像素的局部对比度和局部梯度构造同一性特征,形成对像素局部区域内的第 1 层描述,再由平滑色调特征构成对像素的第 2 层描述。

首先,对 1 幅 $M \times N$ 的彩色图像作灰度化处理,由于 R, G, B 3 个分量之间的任意线形组合都可以看作是对图像亮度的一种描述^[5]。为简单起见,定义图像亮度 I 为 R, G, B 3 个颜色通道的均值:

$$I = (R + G + B) / 3 \quad (1)$$

2.1 局部对比度

定义图像中 (i, j) 位置处像素的局部对比度为 $\sigma_{i,j}$, 如式(2)所示:

$$\sigma_{i,j} = \sqrt{\sum_{m=i-d}^{i+d} \sum_{n=j-d}^{j+d} (I_{m,n} - \mu_{i,j})^2 / (2d+1)^2} \quad (2)$$

式中, $I_{m,n}$ 表示图像 (m, n) 处的亮度值, $\mu_{i,j}$ 表示窗口内像素均值,窗口大小为 $(2d+1) \times (2d+1)$ 。并由

式(2)得到归一化的像素局部对比度:

$$S(I_{i,j}, w_{i,j}^{(1)}) = \sigma_{i,j} / \max(\sigma_{i,j}) \quad (3)$$

式中, $w_{i,j}^{(1)}$ 表示以像素 (i, j) 为中心的窗口, 本文实验中取 $d=2$, 即窗口大小为 5×5 。

2.2 局部梯度

像素的局部梯度是对图像中以该像素为中心的局部区域内亮度不连续性的一种描述, 则定义像素局部梯度为

$$e_{i,j} = \sqrt{G_v^2 + G_h^2} \quad (4)$$

式中, G_v 和 G_h 分别表示垂直和水平方向的梯度^[6]:

$$G_v = (I_{m-1,n+1} + 2I_{m,n+1} + I_{m+1,n+1}) - (I_{m-1,n-1} + 2I_{m,n-1} + I_{m+1,n-1}) \quad (5)$$

$$G_h = (I_{m-1,n-1} + 2I_{m-1,n} + I_{m-1,n+1}) - (I_{m+1,n-1} + 2I_{m+1,n} + I_{m+1,n+1}) \quad (6)$$

并由式(4)得到归一化的像素局部梯度:

$$E(I_{i,j}, w_{i,j}^{(2)}) = e_{i,j} / \max(e_{i,j}) \quad (7)$$

式中, $w_{i,j}^{(2)}$ 表示以像素 (i, j) 为中心的窗口, 此处窗口大小为 3×3 。

2.3 平滑色调

在众多颜色空间中, HSI 模型是由 RGB 模型经过非线性变换得到的, 它非常适合借助于人的视觉系统来感知彩色特性的图像分析算法^[7]; 而其中的 H 分量反映了物体的主彩色, 当物体受到遮挡、阴影和反射光的影响时, 它仍能表现出较强的不变性^[8]。因此, 本文中采用色调分量 H 来描述图像的彩色信息, 其变换公式如式(8)所示:

$$\text{Hue} = \arccos \begin{cases} \frac{1/2[(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} & R \neq G \text{ 或 } R \neq B \\ 2\pi - \frac{1/2[(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} & B > G \end{cases} \quad (8)$$

式中, Hue 表示色调值, R, G, B 分别表示 3 个颜色通道值。由式(8)可以看出, 虽然 HIS 模型具有较好的主观感知特性, 但是模型中却存在着奇异点。因此, 必须采取相关的预处理措施, 单个像素的颜色与其周围像素的颜色具有较高的相关性, 可以重新定义像素的色调分量 H 为其邻域像素色调分量的均值, 即实现简单的色调平滑处理。

2.4 同一性特征提取

对所提取的局部对比度和局部梯度特征进行进一步处理, 将它们有机结合生成像素在局部区域内

的同一性特征 (Homogeneity)^[3], 通过同一性特征描述像素分布的一致性程度, 从而在亮度级和边缘级上对像素的不同类别进行有效的同一性划分, 通过式 (9) 可以计算像素的同一性特征:

$$H(I_{i,j}, w_{i,j}^{(1)}, w_{i,j}^{(2)}) = 1 - S(I_{i,j}, w_{i,j}^{(1)}) E(I_{i,j}, w_{i,j}^{(2)}) \quad (9)$$

3 Fuzzy-ART 模型描述

上述分层特征具有将整体、局部以及颜色空间信息充分结合的特点, 这与人类的视觉认知过程具有一致性, 而作为人类认知信息处理的模型, 自适应共振理论 (adaptive resonance theory, ART) 提供了很好的视觉认知手段。该模型于 20 世纪 70 年代由

Carpenter 和 Grossberg 提出, 它模拟了人类认知过程中的“自下而上”和“自上而下”的双向自组织学习过程, 特别是对视觉行为过程中的注意、记忆、匹配、搜索等的模拟。

Fuzzy-ART 模型^[4]是在基本 ART 模型的基础上引入模糊集理论, 采用网络节点的原型类别的快速占用、慢速重编码以及输入互补编码等特性, 使得系统进行快速稳定的学习, 它不但能够利用模式的匹配和搜索保留以前的关键性记忆内容, 更能够快速的学习和记忆系统所接收的小概率事件的关键模式。

Fuzzy-ART 模型主要包含以下 5 个部分, 其系统框图如图 1 所示。

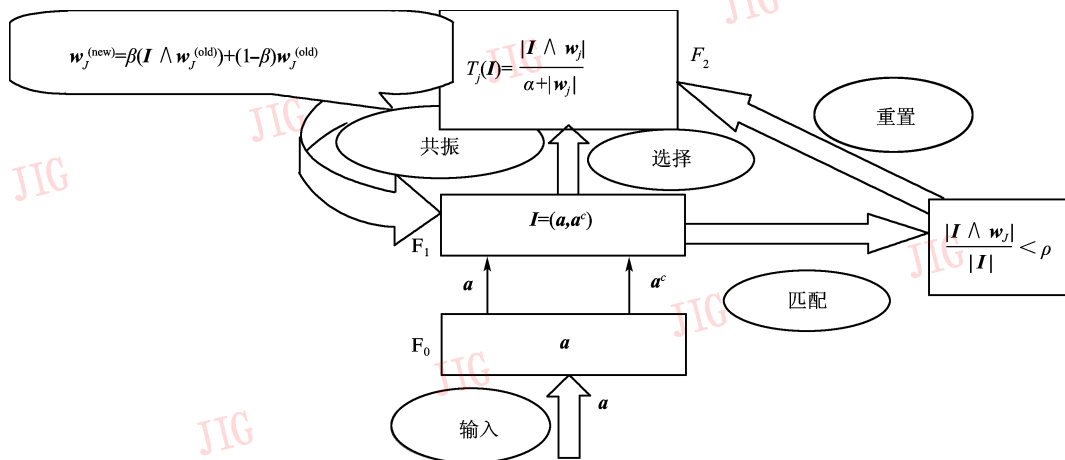


图 1 Fuzzy-ART 模型

Fig. 1 Fuzzy-ART model

(1) 输入模块: 域 F_1 利用域 F_0 的 M 维输入向量 $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_M)$ ($0 \leq a_i \leq 1$), 生成 $2 \times M$ 维的互补特征输入 $\mathbf{I} = (\mathbf{a}, \mathbf{a}^c) = (a_1, a_2, \dots, a_M, 1 - a_1, 1 - a_2, \dots, 1 - a_M)$;

(2) 选择函数计算模块: 对每个输入向量 \mathbf{I} , 域 F_2 的第 j 个节点的选择函数定义为: $T_j(\mathbf{I}) = |\mathbf{I} \wedge \mathbf{w}_j| / (\alpha + |\mathbf{w}_j|)$, 其中, \mathbf{w}_j 表示第 j 个节点的权矢量, α 为选择参数, “ \wedge ”表示模糊“与”算子, 可定义为: $(\mathbf{x} \wedge \mathbf{y})_i = \min(x_i, y_i)$; “ $|\cdot|$ ”表示范数, 可定义为: $|\mathbf{x}| = \sum_{i=1}^M |x_i|$;

(3) 竞争选择模块: 在域 F_2 中根据各节点的选择函数 T_j 选取获胜节点 J , 使其满足: $T_J = \max \{T_j: j=1, \dots, N\}$, 获胜节点称为占用节点, 其权值代表了节点的原型类别;

(4) 共振模块: 对于获胜节点 J , 若满足共振条

件, 即满足: $|\mathbf{I} \wedge \mathbf{w}_J| / |\mathbf{I}| \geq \rho$ (ρ 为警戒参数, $0 \leq \rho \leq 1$), 则系统进入共振态, 从而进入共振学习阶段, 即对满足警戒条件的获胜节点所对应的权进行学习, 更新规则如式 (10) 所示:

$$\mathbf{w}_J^{(new)} = \beta(\mathbf{I} \wedge \mathbf{w}_J^{(old)}) + (1 - \beta)\mathbf{w}_J^{(old)} \quad (10)$$

式中, β 为学习速率, $0 \leq \beta \leq 1$ 。

(5) 重置模块: 若系统不满足共振条件, 则系统重置单元对域 F_2 实施重置, 即剥夺当前获胜节点的获胜机会, 使其在当前输入样本下永不获胜, 进而对其他占用或非占用节点进行搜索, 重新选择其他的获胜节点;

Fuzzy-ART 模型具有人类视觉的某些特性, 如融合多视觉特征、集中注意到已学习的样本、可以在线的自组织学习、具有稳定记忆模糊信息处理功能、能自主确定样本类别数等等, 利用它可以对图像中的重要特征进行注意, 快速学习场景中的模式, 并保

留相对较为完整的场景信息。因此,它非常适合于解决如图像分割等与视觉有关的非监督模式识别问题。本文将其用于对前述分层特征的快速无监督学习,通过调整两层中网络参数的设置比较分割结果,从而达到理想的分割效果。

4 基于 Fuzzy-ART 模型的分层分割算法

4.1 模糊输入向量

构造 Fuzzy-ART 网络的模糊输入向量。输入向量的构造应能够反映图像的模糊特征,因而,以像素的同一性特征和平滑色调特征的统计信息来构造模糊输入;将这两个特征分别归一化到 0 - L 区间,并取整到 0, 1, ..., L 个离散点上,对其进行直方图统计,这里对每一个特征都定义两个模糊集 1 和 2,其隶属度函数分别为

$$\mu_{\text{Homo}}^1(i) = i/L, \mu_{\text{Homo}}^2 = h(i) / \sum_{j=1}^L h(j), i = 1, \dots, L \quad (11)$$

$$\mu_{\text{hue}}^1(i) = i/L, \mu_{\text{hue}}^2 = h(i) / \sum_{j=1}^L h(j), i = 1, \dots, L \quad (12)$$

式中, $L = \max_{m=0}^{M-1} \max_{n=0}^{N-1} I_{m,n}$, $h(i)$ 表示第 i 个离散点的统计特性,即直方图特征。

4.2 子区域合并

由于分类器在学习时考虑的是图像亮度、边缘

和色彩的统计分布特征,而并未考虑其空间分布特征,因而,可能产生对连续性区域的过小划分,即产生过分割现象。因此,必须对初步分割的图像进行后处理,采用一定的相似性原则将小的空间连续性子区域进行合并。假设初步分割后生成 K 个子区域,每个子区域的颜色用该区域内所有像素在 CIE $L^*a^*b^*$ 空间中的颜色均值来代替,然后计算 K 个子区域之间的色差,则产生 $C = K \times (K - 1) / 2$ 个色差值,如式(13)所示:

$$d_{\sigma} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^c (d_i - d_{\mu})^2 \times c_i \right) / \sum_{i=1}^c c_i} \quad (13)$$

式中, $d_{\mu} = \left(\sum_{i=1}^c d_i \times c_i \right) / \sum_{i=1}^c c_i$ 表示各区域之间色差的均值。

由上述结果生成区域合并阈值 $T = d_{\mu} - d_{\sigma}$ 。求出 C 个色差值中的最小值,若此最小值小于阈值 T ,则对相应的两个子区域进行合并,计算合并后区域的颜色值,并更新该合并后区域与其他子区域之间的 $L^*a^*b^*$ 色差,依此类推,直到所有色差值都小于阈值 T 为止。

4.3 分层分割算法

利用 Fuzzy-ART 模型对整幅图像进行分层分割。如图 2 所示,算法框架主要分为虚线框内的第 1 层分割和第 2 层分割两个模块。

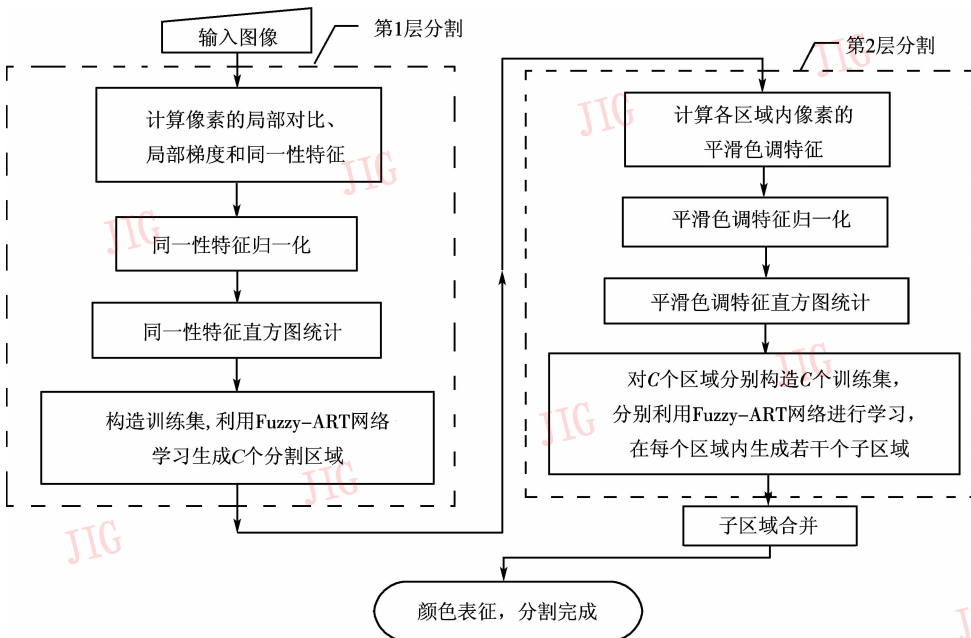


图 2 算法框架示意图

Fig. 2 Diagram of the algorithm frame



图 3 原始图像及分割图像

Fig. 3 Original images and their corresponding segmentations

将所提出的算法与 FFCM 算法进行比较。认为自然图像中颜色信息较为丰富,因此,设定平滑色调警戒参数为 0.9,图 4(a)~图 4(e)为同一性警戒参数分别为 0.70, 0.75, 0.80, 0.85 和 0.90 时“157055”的分割图像;图 4(f)为利用 FFCM 算法对“157055”的分割结果。再利用文献[11]提出的分割标准进行评价,并考虑两者的算法复杂度,如表 2 所示(硬件平台: Intel Pentium 4 2.93GHz CPU;软件平台: Matlab 7.0)

综合表 2 和图 4(a)~图 4(f)可以看出,(1)当平滑色调警戒参数一定,而同一性警戒参数不断增加时,虽然分割区域数从 53~80 不断增加,变化范围很大,但目标和背景之间已可以清晰的分离,且分割图像亮度与边缘的变化不是很明显,说明同一性警戒参数的设定具有较大的动态范围;(2)从分割

的主观效果来看,本文所提出的算法具有较好的层次性,将亮度、边缘、色调等参数分开处理,能够针对不同亮度和边缘区域进行色彩的分割,对各种场景都具有较好的自适应性,实现了颜色信息、全局分布信息以及局部区域和边缘信息的整合;FFCM 算法考虑的仅仅是彩色空间中像素之间的距离,因此其对亮度和细节的处理不是很好,如图 4(a)~图 4(f)中人物衣着的色彩、面部的色调以及背景细节变化的对比。从表 2 中的评价指标也可以看出,当同一性警戒参数从 0.70~0.90 变化时,HSFART 所有指标值均小于 FFCM 的指标值;(3)由于 FFCM 算法需要逐一计算像素点之间的颜色距离并进行组合比较,从而进行减法聚类过程^[10],这一过程是十分耗时,由表 2 可以看出 HSFART 算法具有较小的时间复杂度,而 FFCM 的运算量则十分庞大。

表 2 与 FFCM 算法的比较

Tab. 2 Comparison with FFCM

图像“157055”	分割类别数	评价指标	运行耗时(s)
HSFART	0.70,0.90	226.038 5	97.734 000
	0.75,0.90	179.974 7	93.343 000
	0.80,0.90	80.578 9	63.032 000
	0.85,0.90	93.968 2	86.875 000
	0.90,0.90	80	54.068 4
FFCM	58	253.285 3	2 217.297 000



图 4 警戒参数影响及分割比较

Fig. 4 Influence of vigilant parameters and comparison of segmentation results

6 结 论

本文提出了一种层次化彩色图像分割算法,利用 Fuzzy-ART 网络模型良好地快速自组织学习能力以及模糊特性,对所提取的像素的同一性特征和平滑色调特征进行逐层分类,对图像的亮度、边缘和色彩都

具有较强的分割能力,有效地解决了将彩色图像的颜色空间、全局分布以及局部信息相结合的问题,从而完成对图像的分层分割,达到良好的分割视觉效果。一方面,在分割过程中虽然不需要预先确定分割的区域数,但分割图像可能由于警戒参数设置不当而产生过分割的情况;另一方面,如何利用彩色图像的纹理作为分割特征也是一个有待解决的问题。

参考文献 (References)

- 1 Pal S K. A review on image segmentation techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, **26**(9): 1277 ~ 1294.
- 2 Skarbek W, Koschan A. Colour image segmentation-A survey [R]. Technical report, 10587, Berlin, Germany. University of Berlin, 1994.
- 3 Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, *et al.* Color image segmentation: advances & projects [J]. Pattern Recognition, 2001, **34**(12): 2259 ~ 2281.
- 4 Carpenter G A, Grossberg S, Rosen D B. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system [J]. Neural Networks, 1991, **4**(6): 759 ~ 771.
- 5 Chapron M. A new chromatic edge detector used for color image segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Hague, Netherlands, 1992: 311 ~ 314.
- 6 Zhang Y J. Image Engineering (I): Image Processing and Analysis [M], Beijing: Tsinghua University Press, 1999. [章毓晋. 图像工程上册 - 图像处理和分析 [M], 北京: 清华大学出版社, 1999.]
- 7 Zhang Y J, Yao Y R, He Y. Color image segmentation based on HIS model [J]. High Technology Letters, 1998, **4**(1): 28 ~ 31.
- 8 Tseng D C, Chang C H. Color segmentation using perceptual attributes [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Hague, Netherlands, 1992: 228 ~ 331.
- 9 Lin Kai-yan, XU Li-hong, Wu Jun-hui. A fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, **9**(2): 159 ~ 163. [林开颜, 徐立鸿, 吴军辉. 快速模糊 C 均值聚类彩色图像分割方法, 中国图象图形学报 [J], 2004, **9**(2): 159 ~ 163.]
- 10 Tao C W. Unsupervised fuzzy clustering with multi-center clusters [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, **128**(3): 305 ~ 322.
- 11 Borsotti M, Campadelli P, Schettini R. Quantitative evaluation of color image segmentation results [J]. Pattern Recognition Letters, 1998, **19**(8): 741 ~ 747.
- 12 Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- 13 Pham T D. Image Segmentation using Probabilistic Fuzzy C-means Clustering [A]. In: Proceedings of International Conference on Image processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001: 722 ~ 725.