

# 基于特征散度的自适应 FCM 图像分割算法

王向阳<sup>1),2)</sup> 王春花<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(辽宁师范大学计算机与信息技术学院,大连 116029) <sup>2)</sup>(北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室,北京 100871)

**摘要** 图像分割是模式识别、图像理解、计算机视觉等领域的重要研究内容。基于模糊 C 均值聚类(FCM)的图像分割是应用较为广泛的方法之一,但其存在距离测度鲁棒性差、需预先给出初始聚类数目、未考虑图像局部相关特性等问题。为克服上述缺点,通过引入特征散度进行距离测度,并结合聚类有效性指数自适应确定初始聚类数目和根据 Laws 纹理测度提取图像特征等措施,提出了一种新的 FCM 图像分割算法。实验结果表明,该新算法可以有效地提高图像的分割效果(特别是纹理图像),其分割结果优于现有 FCM 图像分割方案。

**关键词** 图像分割 模糊 C-均值聚类 Laws 纹理测度 聚类有效性

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)05-0906-05

## An Adaptive FCM Image Segmentation Algorithm Based on the Feature Divergence

WANG Xiang-yang<sup>1),2)</sup>, WANG Chun-hua<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029)

<sup>2)</sup>(National Laboratory on Machine Perception, Peking University, Beijing 100871)

**Abstract** Fuzzy C-means (FCM) clustering is one of well-known unsupervised clustering techniques, which has been widely used in automated image segmentation. However, when the classical FCM algorithm is used for image segmentation, there are also some problems, such as weak robustness of distance measure, requirements of setting the initial number of clusters in advance, without considering local image feature. In this paper, an adaptive FCM image segmentation algorithm based on the feature divergence is proposed, which can accomplish image segmentation by importing the feature divergence vector into distance measure, incorporating the cluster validity exponent to ascertain the initial number of clusters automatically and extracting the image feature according to Laws texture measure. Experimental results show that the proposed method is simple and work well for most images (especially for texture images), and has better segmentation effect than the existing FCM image segmentation.

**Keywords** image segmentation, fuzzy C-means clustering, Laws texture measure, cluster validity

## 1 引言

图像分割是模式识别、图像理解、计算机视觉等领域的最重要基础技术,也是图像处理的经典难题之一。近年来,随着数学理论,特别是应用数学理论的飞速发展,人们借助新的数学理论,虽然提出了多种图像分割方法,其中包括基于直方图阈值的分割

方法、基于区域增长的分割方法、基于边缘检测的分割方法、基于模糊聚类的分割方法和基于统计学的分割方法等<sup>[1]</sup>,但由于尚无通用的分割理论,因此这些提出的分割算法大都是针对具体问题的,并没有一种适合于所有图像的通用的分割算法。

模糊聚类图像分割算法中应用最为广泛的是模糊 C 均值聚类(FCM)方法,其虽然具有符合人类认知特性、描述简洁明晰、易于实现等特点,但由于其

**基金项目:**国家自然科学基金项目(60773031);辽宁省自然科学基金项目(20032100);视觉与听觉信息处理国家重点实验室(北京大学)开放基金项目(0503);计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学)开放基金项目(A200702);信息安全国家重点实验室(中国科学院软件研究所)开放基金项目(03-06)

**第一作者简介:**王向阳(1965 ~ ),男,教授。主要研究领域为多媒体信息处理技术、网络信息安全技术。E-mail:wxy37@126.com

仍存在诸如收敛到局部极值、计算量大等不足,所以,高新波、Chuang 和 Yang、Songcan 等人均提出了改进算法<sup>[2-6]</sup>。Yang 等人也提出了一种加权 FCM 算法<sup>[7]</sup>,它们不仅以图像灰度直方图作为待聚类数据,而且引入了融合空间邻域信息的权重值,从而较好地改善了图像的分割效果。尽管 FCM 方法及其改进算法已被广泛应用于图像分割领域,但它们仍不同程度地存在如下弱点:(1) 由于采用了经典的欧氏距离测度,从而导致算法对于非球形的数据聚类形式鲁棒性不够;(2) 算法要求预先给出初始聚类数目,且工作性能严重依赖于初始聚类数目,同时现有算法并未给出初始聚类数目的合理选取策略;(3) 进行图像分割时,仅仅考虑了图像的数值特征信息,而忽略了数字图像的局部相关特性。

本文通过引入特征散度来进行距离测度,并结合聚类有效性指数确定初始聚类数目和根据 Laws 纹理测度提取图像特征等措施,提出了一种改进的 FCM 图像分割算法。

## 2 模糊 C 均值聚类算法及其改进

### 2.1 模糊 C 均值聚类算法简介

模糊聚类分析的基本思想为:设如果将数据集  $X = \{x_0, x_1, \dots, x_k, \dots, x_{n-1}\}$  划为  $c$  类,且  $X$  的任意样本  $x_k (k=0, 1, \dots, n-1)$  对第  $i (i=0, 1, \dots, c-1)$  类的隶属度为  $\mu_{i,k} (0 \leq \mu_{i,k} \leq 1)$ ,则该分类结果可以用一个  $c \times n$  阶的矩阵  $U$  来表示,该矩阵称为模糊聚类矩阵,且具有如下性质:

$$\begin{aligned} \mu_{i,k} \in [0, 1], \sum_{i=0}^{c-1} \mu_{i,k} = 1, \forall k \text{ 及} \\ 0 < \sum_{k=0}^{n-1} \mu_{i,k} < n, \forall i \end{aligned} \quad (1)$$

由 Bezdek 所提出的 FCM 聚类算法<sup>[8]</sup>是一种模糊目标函数法,文献[8]将其目标函数  $J(U, V)$  定义为

$$J(U, V) = \sum_{k=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{c-1} (\mu_{i,k})^m (d_{i,k})^2$$

式中,  $U = [\mu_{i,k}] (i=0, 1, \dots, c-1; k=0, 1, \dots, n-1)$  被称之为模糊聚类矩阵,并且满足式(1);  $V = \{v_0, v_1, v_2, \dots, v_{c-1}\}$  为  $c$  个聚类中心的集合,且  $v_i \in \mathbf{R}^p; m \in [2, \infty]$  为加权指数;  $d_{i,k}$  为第  $k$  个样本到第  $i$  类的距离,其定义为

$$(d_{i,k})^2 = \|x_k - v_i\|^2 = (x_k - v_i)^T (x_k - v_i)$$

这里,  $x_k$  为数据样本,且  $x_k \in \mathbf{R}^p; T$  表示矩阵转

置;  $\|\cdot\|$  为范数,表示欧几里得距离。

考虑到模糊目标函数  $J(U, V)$  表示了各聚类中数据样本到聚类中心的加权距离平方和,其权重是数据样本  $x_k$  对第  $i$  类的隶属度  $\mu_{i,k}$  的  $m$  次方,Bezdek 将聚类准则选取为求取目标函数  $J(U, V)$  的极小值  $\min\{J(U, V)\}$ 。

为得到数据样本集合  $X$  的最佳模糊  $c$  划分,FCM 聚类算法采用如下迭代优化方案来使目标函数  $J(U, V)$  最小:

- (1) 确定聚类数目  $c (2 \leq c \leq n)$  与加权指数  $m (m \in [2, \infty])$ ;
- (2) 设置模糊聚类矩阵  $U$  的初始值  $U^{(l)} = [\mu_{i,k}^{(l)}]$ ,取  $l=0$ ;
- (3) 按照下面公式计算各类的聚类中心

$$v_i = \sum_{k=0}^{n-1} (\mu_{i,k})^m x_k / \sum_{k=0}^{n-1} (\mu_{i,k})^m \quad (2)$$

- (4) 按照下面方法计算新的模糊聚类矩阵  $U^{(l)} (l=l+1)$

计算以下  $I_k$  和  $\bar{I}_k$ :

$$I_k = \{x_i | 0 \leq i < c; d_{i,k} = \|x_k - v_i\| = 0\}$$

$$\bar{I}_k = \{0, 1, \dots, c-1\} - I_k$$

如果  $I_k = \emptyset$ ,则

$$\mu_{i,k} = 1 / \sum_{j=0}^{c-1} (d_{i,k} / d_{j,k})^{2/(m-1)} \quad (3)$$

否则,对所有  $x_i \in \bar{I}_k$ ,置  $\mu_{i,k} = 0$ ,并取

$$\sum_{i \in I_k} \mu_{i,k} = 1$$

- (5) 检查  $\|U^{(l-1)} - U^{(l)}\|$  是否小于预先设定的阈值。如果小于该阈值,则停止,否则转至步骤(3)。

待以上 FCM 迭代优化算法收敛后,设定分割门限为  $\alpha$ ,则聚类分割可由下式表示

如果  $\mu_{i,k} = \max_j \{\mu_{0,k}, \mu_{1,k}, \dots, \mu_{c-1,k}\} \geq \alpha$ ,则数据样本  $x_k$  属于第  $i$  类。

### 2.2 FCM 聚类算法的两点改进

为了进一步提高模糊 C 均值聚类算法的分割效果,本文在距离测度、初始聚类数目选取两个方面进行了必要改进。

- (1) 特征散度的使用

FCM 算法假设样本数据在特征空间内呈球形(或椭球形)分布,并据此采用了经典的欧氏距离测度。然而,真实样本并非完全呈等距尺度分布,这使得 FCM 算法对于非球形数据的聚类形式鲁棒性不

够。为了有效解除样本数据的空间结构限制和提高聚类算法的普适能力,本文在特征空间内,模拟有向散度构造特征散度<sup>[9]</sup>,并依此度量样本矢量  $\mathbf{x}_k$  的差异,同时用特征散度取代欧氏距离重构 FCM 聚类算法。

本文将利用性能稳定的特征散度取代欧氏距离,并以此来进行距离测度,即设数据样本  $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_r)$ ,  $\mathbf{g} = (g_1, g_2, \dots, g_r)$  属于特征空间  $\mathbf{R}^r$ , 则特征散度的矢量定义为

$$\mathbf{D}_{f,g} = [d(f_1, g_1), d(f_2, g_2), \dots, d(f_r, g_r)]^T$$

其中,  $d_{f_i, g_i} = f_i \ln \frac{f_i}{g_i} + g_i \ln \frac{g_i}{f_i}, i = 1, 2, \dots, r$ 。

### (2) 初始聚类数目的自适应选取

模糊 C 均值聚类算法需预先给出初始聚类数目,由于该初始聚类数目选取的合适与否将直接影响分类结果,故需要考虑聚类有效性,即如何确定最优的初始聚类数目。一般说来,良好的聚类要求类间距应尽可能大,而类内对象之间的距离则应尽可能小。

本文将引入 Xie 和 Beni 所提出的聚类有效性指数——Xie-Beni 指数<sup>[10]</sup>,用于自适应确定初始聚类数目。其中,Xie-Beni 有效性指数的数学定义为

$$V_{XB}(\mathbf{U}, \mathbf{V}; \mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (\mu_{i,j})^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2}{(n \min_{i,k=1, i \neq k} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_k\|^2)}$$

这里,  $V_{XB}(\mathbf{U}, \mathbf{V}; \mathbf{X})$  表示 Xie-Beni 有效性指数,  $c$  表示聚类数目,  $n$  表示数据对象的个数。Xie-Beni 有效性指数的分子称为紧致性测度,分母称为类中心间的分离性测度,若有效性指数  $V_{XB}$  越小,表示该模糊  $c$  划分具有更好的紧致性,则能获得分离性更好的聚类结果。

而利用 Xie-Beni 有效性指数来自适应确定初始聚类数目的工作过程如下:

- ① 令初始聚类数目  $c = c_{\min}$ , 最佳聚类数目  $c^{\text{best}} = 1$ 。其中,  $c \in [c_{\min}, c_{\max}]$ ,  $c_{\min} = 2, c_{\max} = 7$ ;
- ② 初始化聚类中心  $\mathbf{v}^{(0)}$ ;
- ③ 利用式(2)、式(3)来计算出  $\mathbf{V}^{(b+1)}$  和  $\mathbf{U}^{(b)}$ ;
- ④ 计算出目标函数差  $\Delta J = J_m - J_{m-1}$ , 若  $\Delta J < 0$ , 则转到步骤③;
- ⑤ 计算 Xie-Beni 有效性指数  $V_{XB}$ ;
- ⑥ 若  $V_{XB} < V_{XB}^{\text{best}}$ , 则  $V_{XB}^{\text{best}} = V_{XB}$ ,  $c^{\text{best}} = c$ ;
- ⑦ 令  $c = c + 1$ 。如果  $c = c_{\max}$ , 则停止; 否则, 转到步骤②。

需要说明的是,文献[10]给出了确定聚类数目最大值  $c_{\max}$  和最小值  $c_{\min}$  的 3 种方法,本文采用了结合具体应用与先验知识来确定聚类数目最大值和最小值策略。

## 3 Laws 纹理测度与特征提取

因为现有 FCM 算法及其改进的图像分割方案往往仅考虑图像的数值特征信息,而忽略了数字图像的局部相关特性,故严重影响了图像的分割效果。为此,本文将根据 Laws 纹理测度来提取图像特征(并作为分割依据)。

纹理测度<sup>[11]</sup>是由南加里福尼亚大学的 Laws 提出的,其已在许多领域得到广泛应用。Laws 纹理测度属于依据单个像素及其邻域灰度分布(或某种属性)而进行纹理测量的一阶统计分析方法,而利用 Laws 纹理测度来提取图像特征包括以下两个关键:

(1) 去除图像均值,以消除亮度影响,并与一系列 Laws 微纹理滤波模板做卷积运算,从而产生一系列微纹理统计特征。

$$\begin{aligned} g(i, j) &= h(i, j) * f(i, j) \\ &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-M}^M h(m, n) f(i+m, j+n) \end{aligned}$$

其中,  $f(i, j)$  是原始图像,  $M$  是窗口大小,  $h(i, j)$  是 Laws 微卷积模板,  $g(i, j)$  是微纹理图像。

实际应用中, Laws 微纹理模板(即微卷积模板)通常由下列 5 个特征向量的外积组成,它们分别代表 Level, Edge, Spot, Wave 和 Ripple。

$$\begin{aligned} \mathbf{L}_5 &= [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1], \quad \mathbf{E}_5 = [-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1], \\ \mathbf{S}_5 &= [-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1], \quad \mathbf{W}_5 = [-1 \ 2 \ 0 \ -2 \ 1], \\ \mathbf{R}_5 &= [1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1]. \end{aligned}$$

(2) 使每一类微纹理(特征)通过一个  $15 \times 15$  (或者  $32 \times 32$ ) 大小的“局部纹理能量”滤波器,用以在更大的窗口上计算图像能量特征(通常为均值或标准差)。本文采用了 Laws 标准差作为图像分割特征,即

$$\begin{aligned} m(i, j) &= \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} g(k, l) \\ s(i, j) &= \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} |g(k, l) - m(i, j)| \end{aligned}$$

其中,  $2n+1$  为窗口尺寸,  $m(i, j)$  为窗口内  $g(k, l)$  的平均值,  $s(i, j)$  为窗口内  $g(k, l)$  的方差。

一般说来,结合纹理特征进行图像分割往往会

涉及边缘效应问题。这是因为,边缘附近的图像像素往往属于不同的纹理区域,由于这会导致纹理测度偏离“期望”数值,因此,非常有必要对特征图像做进一步的平滑处理,即

$$s(i, j) = \frac{1}{(2N + 1)^2} \sum_{k=i-N}^{i+N} \sum_{l=j-N}^{j+N} s(k, l)$$

其中,平滑窗口大小为  $(2N + 1) \times (2N + 1)$ 。

另外,为了使各维特征值具有同等重要性,还需要对特征向量进行归一化处理。设像素  $(i, j)$  所对应的特征向量是  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4)$  (本文中,每个像素对应 4 个特征),则采用的归一化方法如下:

$$\hat{x}_n = \frac{x_n}{\max_{n=1, \dots, 4} (x_n)}$$

### 4 实验结果

通过引入特征散度进行距离测度,并结合聚类有效性指数来自适应确定初始聚类数目和根据 Laws 纹理测度提取图像特征等措施,本文提出了一种新的自适应 FCM 图像分割算法,其基本工作流程如图 1 所示。

为验证本文方法的有效性,以下给出了纹理图像的分割实验结果,并与文献[7]方法进行了对比。同时,本文还选取了最终测量精度准则<sup>[10,12]</sup>等客观评价指标用于衡量不同方法的分割效果。最终测量精度准则是以目标特征(用来描述目标的不同性质)为

参数的一系列评价准则,本文选取周长和面积作为目标特征。实验中,所采用的测试图像均为  $256 \times 256 \times 8\text{bits}$  的灰度图像,且纹理图像取自 Brodatz 纹理集<sup>[13]</sup>。

图 2 给出了两个不同测试图像的分割结果。其中,图2(a)、图2(d)为原始灰度图像,图2(b)、图2(e)

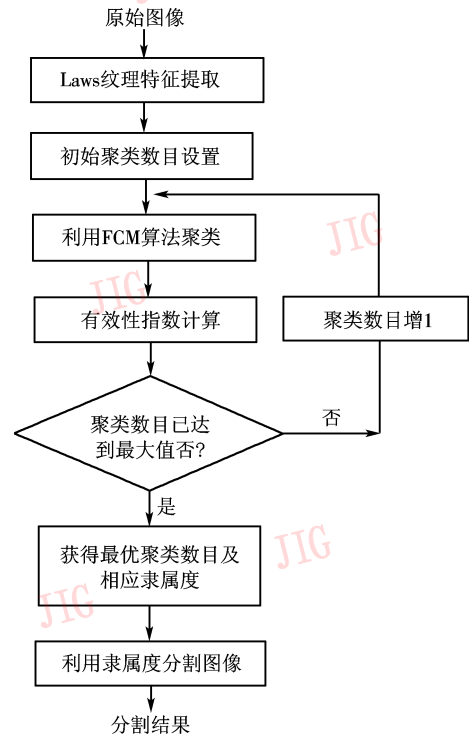


图 1 图像分割工作流程图

Fig. 1 The flowchart of image segmentation

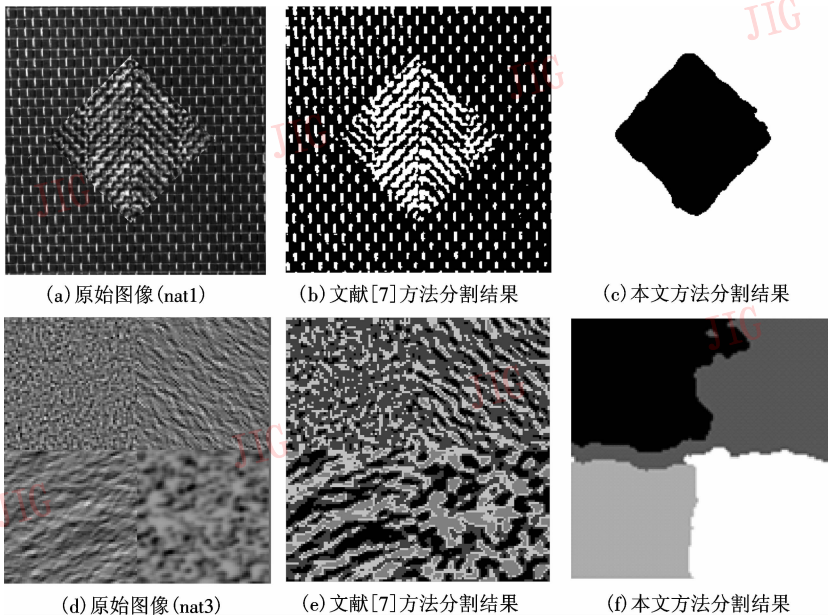


图 2 数字图像的分割效果对比

Fig. 2 The image segmentation results

表 1 不同方法分割效果对比(周长为目标特征)

Tab. 1 The image segmentation comparison(perimeter)

测试图像	不同方法的最终测量精度				
	文献[7]方法	聚类有效性法	特征聚类法	Laws 纹理测度法	本文方法
普通图像(cameraman)	0.516 05	0.571 77	0.647 23	0.751 29	0.786 68
纹理图像(nat1)	0.158 47	0.121 68	0.116 28	0.111 11	0.025 84
纹理图像(nat2)	0.187 54	0.151 92	0.121 87	0.107 24	0.030 30
纹理图像(nat3)	0.787 44	0.747 85	0.778 88	0.334 68	0.125 89

表 2 不同方法分割效果对比(面积为目标特征)

Tab. 2 The image segmentation comparison(area)

测试图像	不同方法的最终测量精度				
	文献[7]方法	聚类有效性法	特征聚类法	Laws 纹理测度法	本文方法
普通图像(cameraman)	0.161 87	0.176 84	0.245 71	0.478 88	0.523 08
纹理图像(nat1)	0.544 58	0.390 46	0.477 57	0.489 74	0.112 80
纹理图像(nat2)	0.526 69	0.524 54	0.466 57	0.350 33	0.141 29
纹理图像(nat3)	0.737 55	0.600 04	0.588 44	0.339 25	0.273 82

为文献[7]方法的分割结果,图 2(c)、图 2(f)为本文方法的分割结果。表 1、表 2 分别给出了两种分割方法的客观评价指标。

## 5 结 论

图像分割是模式识别、图像理解、计算机视觉等领域的重要研究内容,虽然利用模糊 C 均值聚类算法及其改进方法进行图像分割具有描述简洁、易于实现、分割效果好等特点,但也存在诸如距离测度鲁棒性差、需预先给出初始聚类数目、未考虑图像局部相关特性等不足,从而限制了其进一步应用。为此,本文提出了一种新的 FCM 图像分割算法,由于该算法能够通过引入特征散度进行距离测度,并能结合聚类有效性指数确定初始聚类数目和根据 Laws 纹理测度提取图像特征等措施来进一步提高图像分割效果(特别是纹理图像),故具有一定应用价值。

### 参考文献 (References)

- Cheng H D, Jiang X H, Sun Y, *et al.* Color image segmentation: advances and prospects[J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(12): 2259 ~ 2281
- Gao Xin-bo. The Optimization and Application of Fuzzy Clustering [D]. Xi'an, Xidian University, 1999-03. [高新波. 模糊聚类算法的优化及应用研究[D]. 博士论文. 西安:西安电子科技大学, 1999.]
- Chuang K S, Tzeng H L, Chen S, *et al.* Fuzzy C-means clustering

with spatial information for image segmentation [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2006, **30**: 9 ~ 16.

- Yang Yong, Zhang Feng, Zheng Chong-xun, *et al.* Unsupervised image segmentation using penalized fuzzy clustering algorithm [J]. *Lecture Notes Computer Science*, 2005, **3578**: 71 ~ 77
- Hafiane Adel, Zavidovique Bertrand. FCM with spatial and multiresolution constraints for image segmentation [J]. *Lecture Notes Computer Science*, 2005, **3656**: 17 ~ 23.
- Chen Song-can, Zhang Dao-qiang. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, 2004, **34**(4): 1907 ~ 1916
- Yang Yong, Zheng Chong-xun, Lin Pan. Image fthresholding via a modified fuzzy C-means algorithm [J]. *Lecture Notes Computer Science*, 2004, **3287**: 589 ~ 596.
- Bezdek J C. Cluster validity with fuzzy sets [J]. *Journal of Cybernetics*, 1974, **3**(1): 58 ~ 72
- Zhang Yu-jin. Image Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- Xie X L, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, **13**(8): 841 ~ 847
- Laws K I. Textured image segmentation [D]. University of Southern California, Los Angeles. CA, USA, 1980
- Wang Ren-sheng. Image Understanding [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1995. [王润生. 图像理解[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.]
- Brodatz P. Textures: A Photographic Album for Artists and Designer [M]. New York, USA: Dover Press, 1966