

一种改进的局部模糊 C -均值聚类分割算法研究

刘梦娇 吴成茂

(西安邮电大学电子工程学院 西安 710121)

摘要 为了改善复杂图像的分割精度和抗噪性,充分考虑像素邻域信息的模糊聚类分割法已引起学者们的高度重视。针对希腊学者 Krinidis 和我国学者公茂果等提出的鲁棒模糊局部信息 C -均值聚类分割算法的聚类迭代公式缺乏严格理论推导的不足,利用拉格朗日乘子法将鲁棒模糊局部 C -均值聚类所对应的聚类目标函数及其约束条件转化为无约束优化问题,通过求解其极值存在的偏导数等于零的条件方程组得到新的隶属度和聚类中心表达式,然后构造相应聚类分割图像的新算法。人工合成图像和遥感图像的分割测试表明,所建议的改进局部模糊均值聚类分割算法是合理的,比现有的鲁棒模糊局部信息 C -均值聚类分割算法更适合复杂图像分割需要。

关键词 模糊聚类,鲁棒模糊 C -均值聚类,图像分割

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

Research on Improved Local Fuzzy C-means Clustering Segmentation Algorithm

LIU Meng-jiao WU Cheng-mao

(School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract In order to improve the complex image segmentation precision and noise resistance, fuzzy clustering segmentation of fully considering the pixel neighborhood information has caused scholars great attention. For the robust local fuzzy C-means clustering algorithms proposed by Krinidis and Gong Mao-Guo et al, the iterative formulas of their clustering centers lack rigorous mathematical theory, and Lagrange multiplier method was used to turn objective function and constraints of robust fuzzy local C-means clustering algorithm into unconstrained optimization problem. The partial derivative equations was made equal to zero to obtain the membership degree, and the clustering center new expressions was also gained. Then the new algorithm can be applied. The proposed clustering segmentation algorithm was used to segment clustering artificial synthetic graphics and remote sensing image. The results show that the proposed segmentation clustering algorithm is reasonable, and the new robust fuzzy local C-means clustering segmentation algorithm is more suitable for complex images segmentation.

Keywords Fuzzy clustering, Robust fuzzy C-means clustering, Image segmentation

1 引言

聚类是将物理或抽象对象的集合分成由类似的对象组成的多个类的过程。常用的聚类有基于统计的层次聚类、密度聚类、划分聚类、网格聚类等^[1],其中划分聚类中的硬 C -均值聚类是早期广泛应用于的一种非监督聚类分析方法,已广泛应用于矢量量化编码、数据分类等众多领域。但该聚类是一种基于目标函数的分明聚类法,对噪声数据、数据间存在严重交叉等的情形无法获得良好的分类性能。于是学者 Ruspini 将 Zadeh 模糊集理论引入非监督划分聚类,并提出模糊划分概念以及模糊划分聚类算法。后来,Bezdek 将其推广,得到模糊 C -均值聚类算法^[2]并引起了广大学者高度关注^[3-10],该算法现已广泛应用于图像分割、特征提取等模式分析和机器智能研究领域^[11-17]。传统模糊 C -均值聚类用于图像分割时仅考虑了不同像素点的灰度信息,导致图像分割效果差且缺

乏一定鲁棒性。于是学者们提出了像素与其邻域像素平均灰度相关联的二维、三维直方图模糊 C -均值聚类分割算法^[18,19],其提高了模糊 C -均值聚类的抗噪能力,但分割性能仍未得到一定程度的改善,不能满足医学、遥感图像分割的需要。另外,为了充分利用像素与其周围邻域像素的灰度信息和空间信息进行图像分割,文献^[20-25]提出多种改进模糊 C -均值聚类算法,其极大地改善了模糊 C -均值聚类分割性能和抗噪性。为了进一步提高模糊 C -均值聚类分割的鲁棒性,希腊学者 Krinidis 等将文献^[25]中空间信息约束的模糊 C -均值聚类目标函数中的惩罚项融入距离测度,并提出一种新的鲁棒模糊 C -均值聚类分割算法^[26],其极大地提高了模糊 C -均值聚类分割法的抗噪性能,但不能满足强噪声干扰图像分割需要。为此,我国学者公茂果等^[27]提出了具有较强抗噪性的核空间鲁棒模糊局部 C -均值聚类分割算法,该算法将再生核空间函数模糊 C -均值聚类,同时,利用像素邻域方差信息修

本文受国家自然科学基金重点资助项目(90607008),国家自然科学基金资助项目(61073106),陕西省自然科学基金项目(2014JM8331, 2014JQ5138, 2014JM8307),陕西省教育厅自然科学基金资助项目(2013JK1129)资助。

刘梦娇(1991—),女,硕士,主要研究方向为图像分割, E-mail: 423620341@qq.com; 吴成茂(1968—),男,高级工程师,主要研究方向为图像处理研究。

正了任意像素与其邻域像素之间的模糊加权因子,极大地提高了该算法的抗造性和分割性能,特别有利于诸如医学、遥感等^[28,29]复杂背景图像分割。

最近,针对文献^[25]鲁棒模糊局部 C -均值聚类算法,文献^[30]对其目标函数进行不同理解并得到新的聚类中心和隶属度迭代表达式,但模糊因子为 2.0 时才存在显式隶属度迭代公式,同时,该文发现鲁棒模糊局部 C -均值聚类迭代算法无法收敛至目标函数局部最优解。针对文献^[25,26]鲁棒模糊聚类分割系列算法,本文认为其聚类中心迭代公式存在模仿传统模糊 C -均值聚类和核空间模糊 C -均值聚类的类中心迭代公式的缺陷,并根据该类算法的目标函数采用拉格朗日乘子法重新推导,得到正确的类中心和隶属度迭代表达式,同时出相应的聚类分割算法。人工合成图像以及实际遥感图像分割测试表明,本文所建议的新分割算法是合理的,同时比文献^[26]分割算法更能满足复杂遥感等图像分割的需要,并表现出一定的潜在优势。

2 模糊局部信息 C -均值聚类算法及修正推导

2.1 传统模糊 C -均值聚类算法

在众多模糊聚类算法中,模糊 C -均值聚类算法(FCM)是应用最广泛、重要的算法之一。FCM 的目标函数可描述为

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m d^2(x_i, v_k) \quad (1)$$

其中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是特征样本集合, N 表示样本总数, c 是分类数, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 表示区域的聚类中心, U 是隶属度矩阵, v_k 表示第 k 个聚类中心, m 是模糊加权指数, u_{ki} 表示第 i 个样本属于第 k 类的程度, $d^2(x_k, v_i)$ 表示第 k 个样本到第 i 个聚类中心的欧氏距离。一般,典型取 $m=2$ 。

求得的隶属度和聚类中心迭代更新表达式为

$$u_{ki}^{(t+1)} = \left(1 + \sum_{j=1, j \neq i}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{jk}}\right)^{\frac{1}{m-1}}\right)^{-1} \quad (2)$$

$$v_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ki}^{(t+1)})^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ki}^{(t+1)})^m} \quad (3)$$

为了克服传统 FCM 算法的不足,希腊学者 Stelios 等人提出一种新的具有鲁棒性的模糊局部信息 C -均值聚类算法(FLICM)^[26]。该算法人工选取参数较少,避免了其它模糊局部信息 C -均值聚类算法参数难以选择的问题,但该研究的聚类迭代公式缺乏严格的数学推导。为此本文利用拉格朗日乘数法对其聚类所对应目标函数重新推导并得到新的聚类中心和隶属度迭代表达式。下面首先简要介绍 FLICM 聚类原理和迭代公式,其次指出其存在的错误,最后重新推导并得到新的聚类迭代表达式。

2.2 模糊局部 C -均值聚类分割算法

FLICM 算法融合了新的正则因子 G_{ki} ,表达了该聚类充分利用局部空间信息和局部灰度信息,可以达到算法抵抗噪声干扰的目的。其表达式为

$$G_{ki} = \sum_{j \in N_i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - u_{kj})^m \|x_j - v_k\|^2 \quad (4)$$

式中, x_i 是中心像素, x_j 是邻域像素, $d_{ij} = \|x_j - v_k\|$ 表示邻域像素到中心像素的欧氏距离, u_{kj} 表示像素 x_j 属于第 k 类的隶属度, v_k 表示第 k 类的聚类中心, m 是模糊加权指数。

FLICM 算法所对应的聚类目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c [u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}] \quad (5)$$

式中, x_i 表示第 i 个像素的灰度值, v_k 表示第 k 类的聚类中心, u_{kj} 表示像素 x_j 属于第 k 类的隶属度, N 是像素个数, m 是模糊加权指数。

在满足 $\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1, u_{ki} \in [0, 1], i=1, 2, \dots, N$ 的条件下,希腊学者 Krinidis 给出的聚类中心和隶属度迭代表达式为

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}}{\|x_i - v_j\|^2 + G_{ji}} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (6)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m} \quad (7)$$

式(7)中与传统 FCM 算法中的 v_k 表达式相同,但是二者的聚类目标函数并不相同。因此,文献^[26]中聚类中心迭代公式存在模仿传统 FCM 聚类中心表达式的缺陷。

2.3 FLICM 算法的修正推导步骤

针对式(5),当 $m \neq 2$ 时,目标函数式(5)结合隶属度约束条件并采用拉格朗日乘子法求偏导数并令其等于零,无法获得式(6)中隶属度 u_{ki} 的表达式。因此,其正确的聚类目标函数表达式应为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m [\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}] + \sum_{i=1}^N \lambda_i (1 - \sum_{k=1}^c u_{ki}) \quad (8)$$

为了使目标函数达到最优,求解目标函数关于隶属度 u_{ki} 和聚类中心 v_k 的偏导数,并令偏导数为零。由 $\frac{\partial J_m}{\partial u_{ki}} = 0$ 得

$$u_{ki} = \left[\frac{\lambda_i}{m(\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki})} \right]^{\frac{1}{m-1}} \quad (9)$$

由隶属度 u_{ki} 满足条件公式得

$$\lambda_i = \sum_{k=1}^c [m(\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki})] \quad (10)$$

把式(10)代入式(9)得

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}}{\|x_i - v_l\|^2 + G_{li}} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (11)$$

再由 $\frac{\partial J_m}{\partial v_k} = 0$ 得

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m x_i + G_1}{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m + G_2} \quad (12)$$

其中

$$G_1 = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \sum_{j \in N_i} \frac{(1 - u_{kj})^m x_j}{d_{ij} + 1} \quad (13)$$

$$G_2 = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \sum_{j \in N_i} \frac{(1 - u_{kj})^m}{d_{ij} + 1}$$

对比关于隶属度 u_{ki} 的迭代表达式(6)和式(11),可以看出两者是相同的,但是聚类中心 v_k 的迭代表达式(12)和式(7)存在较大差异,其中表达式(12)考虑到像素间的空间位置和灰度信息对聚类中心的影响,比表达式(7)表达得更加准确和合理。

3 基于核空间的模糊局部 C -均值聚类算法(KW-FLICM)及修正推导

为了进一步提高 FLICM 的抗噪性能,文献^[27]将其推广至核空间并修改像素样本与其邻域像素之间的模糊权因子,提出了一种具有良好分割性能且抗强噪声干扰的核模糊局部信息 C -聚类分割算法。其中本文选取的核函数为广泛

应用的高斯核函数,其表达式为

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x_i - v_k\|^2}{\delta^2}\right) \quad (14)$$

其中, δ 是尺度参数,表达式为

$$\delta = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2\right)^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

式中, $d_i = \|x_i - \bar{x}\|$ 是像素 x_i 到聚类中心 \bar{x} 的距离, \bar{d} 是 d_i 的均值, 聚类中心 \bar{x} 的值和 d_i 的均值 \bar{d} 的表达式分别为

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (16)$$

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (17)$$

3.1 核空间模糊局部 C -均值聚类算法

文献[27]引用模糊权因子和核函数对 FLICM 算法改进并得到再生核空间改进的模糊局部信息 C -均值聚类算法,其聚类目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m [1 - K(x_i, v_k)] + G'_{ki} \quad (18)$$

其中, G'_{ki} 表示新的模糊因子,其表达式为

$$G'_{ki} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m \sum_{\substack{i \neq j \\ i \in N_i}} w_{ij} (1 - u_{ki})^m P \quad (19)$$

$$P = 1 - K(x_i, v_k) \quad (20)$$

$$w_{ij} = \frac{1}{1 + d_{ij}} w_{ij}^* \quad (21)$$

式中, u_{ki} 表示第 x 个像素属于第 k 类的隶属度, $K(x_i, v_k)$ 表示内核函数, w_{ij} 表示权衡权值模糊因子, w_{ij}^* 表示像素 x_i 所对应邻域像素 x_j 的邻域像素方差信息。

在满足 $\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1, u_{ki} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, N$ 的条件下,文献[27]给出隶属度和聚类中心迭代表达式为

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{1 - k(x_i, v_k) + J_1}{1 - k(x_i, v_l) + J_2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (22)$$

其中

$$J_1 = \sum_{\substack{i \neq j \\ j \in N_i}} w_{ij} (1 - u_{kj})^m (1 - k(x_j, v_k)) \quad (23)$$

$$J_2 = \sum_{\substack{i \neq j \\ j \in N_i}} w_{ij} (1 - u_{lj})^m (1 - k(x_j, v_l)) \quad (24)$$

聚类中心表示为:

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ki}^m k(x_i, v_k) x_i)}{\sum_{i=1}^N (u_{ki}^m k(x_i, v_k))} \quad (25)$$

经过理论分析发现,聚类中心 v_k 的表达式(25)存在与 FLICM 算法中 v_k 相似的缺陷,无法通过严格推导获得。

3.2 KWFLICM 算法的修正推导步骤

针对高斯核函数所对应的模糊局部信息 C -均值聚类函数表达式(14),结合隶属度约束条件并构造无约束优化目标函数:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m (1 - K(x_i, v_k)) + G'_{ki} + \sum_{i=1}^N \lambda_i (1 - \sum_{k=1}^c u_{ki}) \quad (26)$$

求解目标函数关于隶属度 u_{ki} 和聚类中心 v_k 的偏导数,并令偏导数为零即 $\frac{\partial J_m}{\partial u_{ki}} = 0$ 和 $\frac{\partial J_m}{\partial v_k} = 0$,化简得:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left[\frac{1 - k(x_i, v_k) + J_1}{1 - k(x_i, v_l) + J_2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (27)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m k(x_i, v_k) x_i + H_1}{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m k(x_i, v_k) + H_2} \quad (28)$$

其中

$$H_1 = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \sum_{\substack{i \neq j \\ j \in N_i}} w_{ij} (1 - u_{kj})^m k(x_j, v_k) x_j \quad (29)$$

$$H_2 = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \sum_{\substack{i \neq j \\ j \in N_i}} w_{ij} (1 - u_{kj})^m k(x_j, v_k)$$

通过对比隶属度 u_{ki} 的迭代表达式(27)和式(22),发现二者是相等的,但是聚类中心 v_k 的迭代表达式(28)和式(25)存在较大差别,本文改进后的聚类中心表达式(28)利用了像素邻域信息,以期待能获得更好的分割效果。

为了满足图像分割需要,本文给出聚类中心和隶属度迭代式(27)和式(28)所对应的图像分割新算法,其详细步骤如下:

步骤 1 设置模糊因子 m 、样本个数 N 、聚类个数 c ($2 \leq c \leq n$),以及停止迭代条件 ϵ 。

步骤 2 随机产生初始聚类中心。

步骤 3 设置循环计数器 $b = 0$ 。

步骤 4 计算折衷加权模糊因子 w_{ij} ,同时修改距离测量。

步骤 5 根据式(27)更新隶属度矩阵。

步骤 6 根据式(28)更新聚类中心。

步骤 7 如果 $\max_{1 \leq k \leq c} |V_{new} - V_{old}| < \epsilon$,则循环停止;否则,循环计数器自身加 1,即 $b = b + 1$,返回步骤 4。其中聚类中心向量 $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$ 。

步骤 8 利用聚类所得隶属度确定像素分类并实现图像多值化分割。

4 实验结果及其分析

为了验证本文所建议算法的正确性和抗噪性,文中对图 1 所示的人工合成图像分别加上噪声密度为 0.3 的椒盐噪声和均值为 0 且方差为 25 的高斯噪声进行分割测试。为进一步验证该算法对复杂图像分割的有效性,对图 2 所示的遥感图像分别加上噪声密度为 0.1 和 0.3 的椒盐噪声,以及均值为 0 且均方差分别为 25 和 57 的高斯噪声进行分割测试。同时,给出文献[27]分割算法所得分割结果,以便比较本文算法可具有的优势。

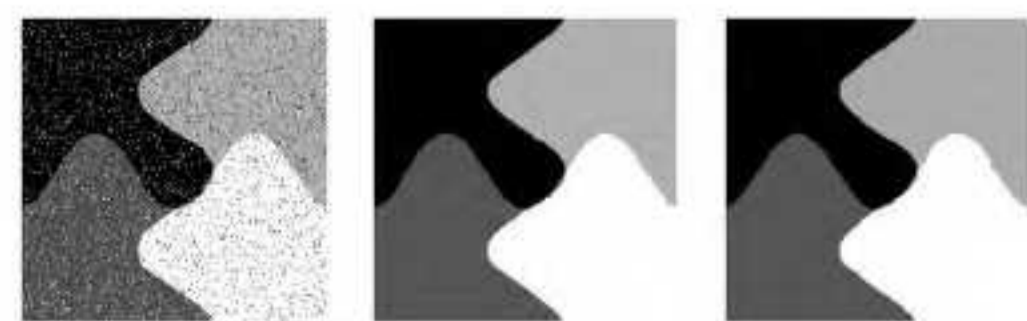


图 1 人工合成图



图 2 遥感图像

对图 1 的人工图像添加 10% 的椒盐噪声所得结果如图 3(a)所示,采用文献[27]算法和本文方法进行分割测试,选取聚类数 $c = 4$,模糊指数 $m = 2$,所得结果分别如图 3(b)和图 3(c)所示。



(a) 加噪图像 (b) 文献[27]算法 (c) 本文算法

图 3 10% 椒盐干扰图及其分割结果

对图 1 所示的人工图像添加均值为 0 且均方差为 25 的高斯噪声, 所得结果如图 4(a) 所示, 采用文献[27]算法和本文方法进行分割测试, 选取聚类数 $c=4$, 模糊指数 $m=2$, 所得结果如图 4(b) 和图 4(c) 所示。

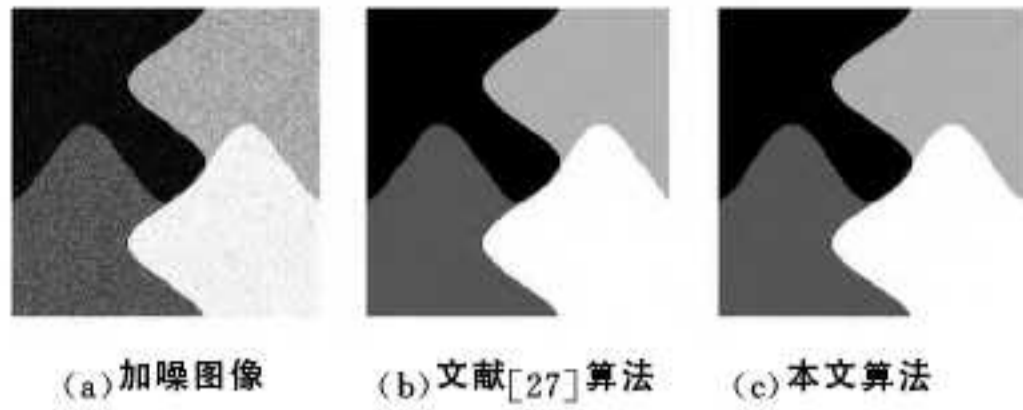


图 4 均方差为 25 的高斯干扰图及其分割结果

从图 3 和图 4 所示的人工合成具有对称性的 4 像素值图像加噪分割结果来看, 两种算法所获得的结果基本一致, 表明本文算法是正确的, 而且与文献[27]算法具有一样的抗噪性。

为了验证本文所建议算法更适合复杂图像分割, 本文对图 2 所示的遥感图像分别添加 10% 和 30% 的椒盐噪声, 采用文献[27]算法和本文算法进行分割测试, 选取类数 $c=2$, 模糊指数 $m=2$, 所得分割结果如图 5 所示。由于应用模糊局部信息 C -均值聚类系列方法于图像分割时, 其分割效果的好坏可采用文献[31, 32]的聚类有效函数进行客观评价, 但文献[31]所给的评价指标要求聚类算法是同一算法不同初始聚类结果的评价。为此, 本文将文献[32]所建议的划分系数表达式

$$P(U) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ik}^2$$

用于聚类效果评价, 进一步扩展并提出了一种不同划分熵的样条划分系数表达式

$$SP(U) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ik}^2 \log(u_{ik})$$

其能更好地评价图像聚类分割效果的好坏。

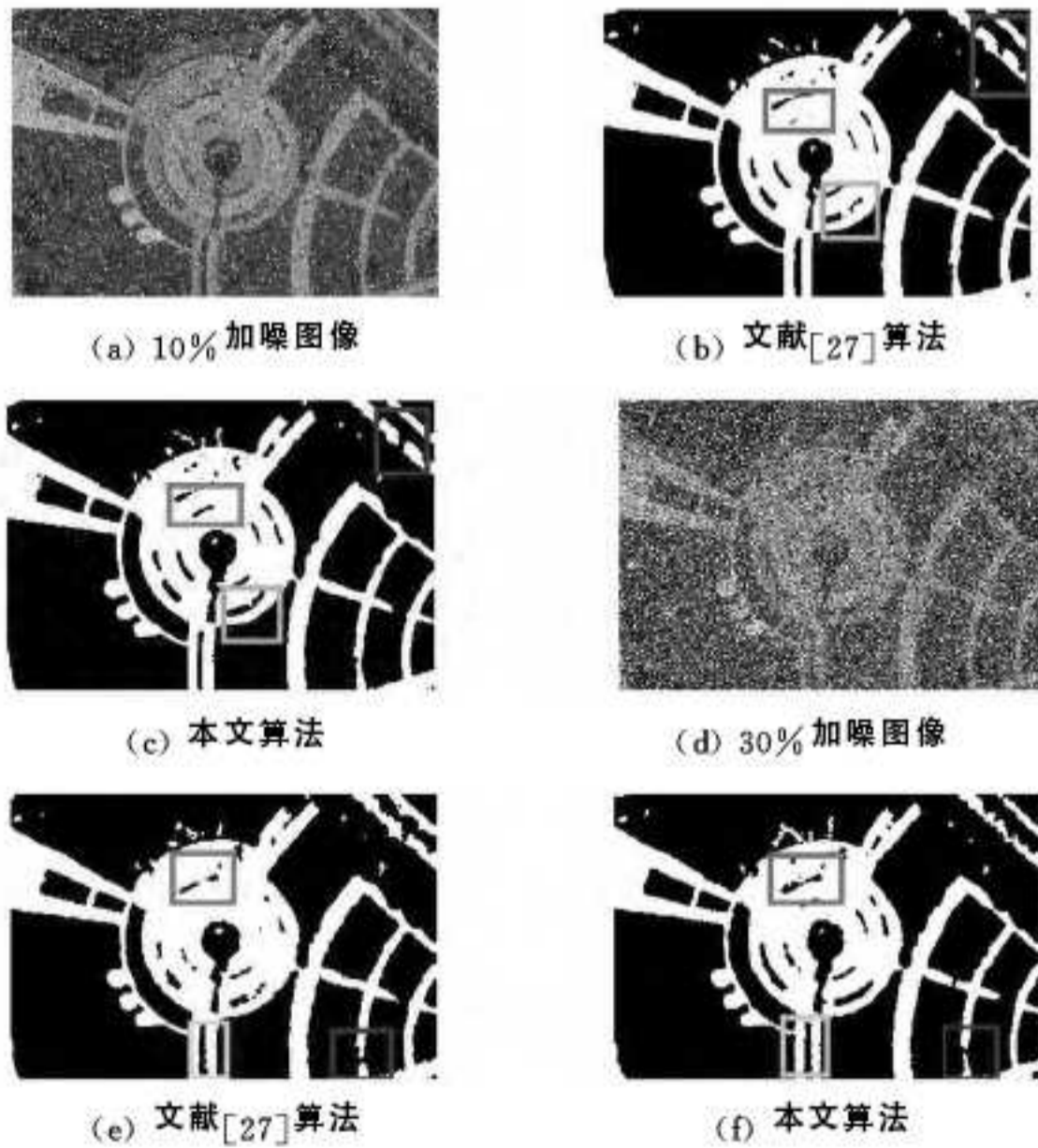


图 5 椒盐噪声干扰图及其分割结果

从图 5(b) 与图 5(c) 所示的添加了 10% 椒盐噪声干扰的图像分割结果来看, 矩形区域和正方形区域中, 本文算法得到的结果最内圈环形显示得更为完整, 线条更加清晰, 与原图轮廓更为接近, 在右上角矩形框部分, 本文算法得到的图形阴影连接上了, 原图中的树木阴影是没有那么大面积的, 所以文献

[27] 算法得到的分割图更好一些。整体观察, 本文算法的图像分割效果更好, 轮廓更加清晰。

从图 5(e) 与图 5(f) 所示的添加了 30% 椒盐噪声干扰的图像分割结果来看, 在最上面的矩形区域, 本文算法的分割结果更加清楚流畅, 对于正下方的矩形框区域两条路的间隔, 也是本文算法分割得更加规则、粗细均匀和平滑。最右侧矩形区域中, 文献[27]算法得到的分割图像断点有些靠下, 本文算法的结果则比较接近原图中阴影所在的位置, 且粗细也更加准确。

针对图 1 添加概率为 10% 和 30% 的椒盐噪声图像, 采用两种不同的分割方法所得结果的聚类划分系数和本文所建议样条划分系数对分割效果评价结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 椒盐噪声干扰图像分割结果划分系数评价

椒盐噪声概率	文献[27]方法	本文方法
0.1	0.9197	0.9264
0.3	0.8660	0.8642

表 2 椒盐噪声干扰图像分割结果样条划分系数评价

椒盐噪声概率	文献[27]方法	本文方法
0.1	0.0505	0.0523
0.3	0.0845	0.0926

由表 1 可知, 对于概率为 0.1 的椒盐噪声干扰遥感图像, 采用本文所建议分割法所得结果的划分系数评价明显大于文献[27]分割法所得结果的划分系数评价, 而对于概率为 0.3 的椒盐噪声干扰遥感图像, 采用本文分割法所得结果的划分系数评价与文献[27]分割法所得结果的划分系数评价相差较小。另外, 从表 2 所列的样条划分系数评价来看, 不同强度噪声干扰图像采用本文所建议分割法所获得的样条划分系数评价均大于文献[27]方法所对应的样条划分系数, 表明本文所建议算法在进行复杂遥感图像的分割性能上优于文献[27]的方法。

对图 2 所示的遥感图像分别添加均值为 0、均方差为 25 和 57 的高斯噪声, 采用文献[27]算法和本文算法进行分割测试, 选取聚类数 $c=2$, 模糊指数 $m=2$, 所得结果如图 6 所示。

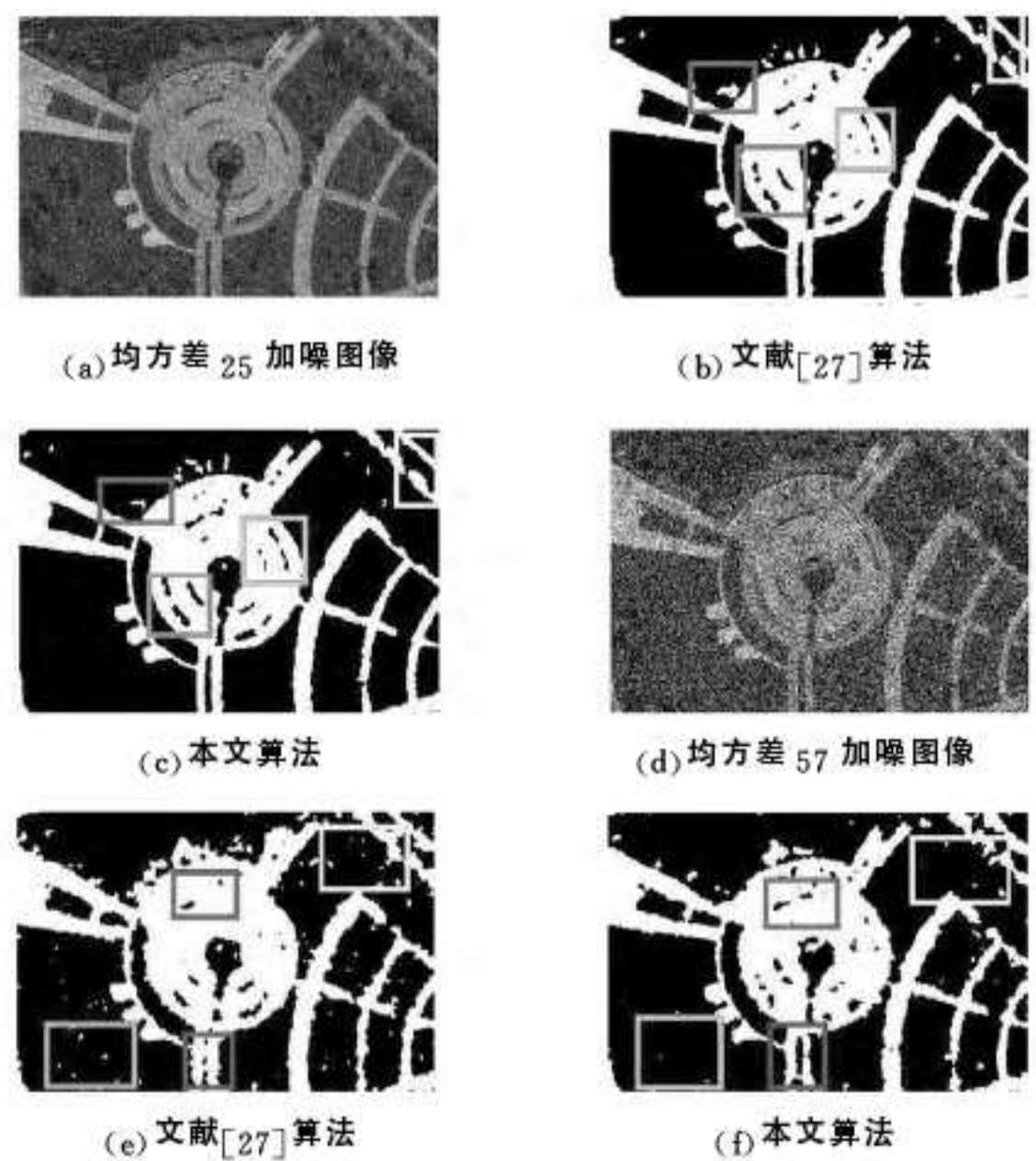


图 6 高斯噪声干扰图及其分割结果

从图 6(b) 和图 6(c) 所示的添加了均方差为 25 的高斯噪

声干扰的图像分割结果来看,最左边矩形区域中,文献[27]算法的缺口太大,本文算法的结果白色缺口明显变小;中间的两个矩形区域中,本文算法的结果环形线条比文献[27]算法的结果线条清晰度更好,也更粗,文献[27]算法的结果断点过多,且线条比较模糊。右上角矩形区域中,文献[27]算法的结果白色线条不太平滑,起伏较大,而本文算法使其有所改善,线条更流畅。依据以上分析,本文算法得到的分割图像分割效果更好。

从图 6(e)和图 6(f)所示的添加了均方差为 57 的高斯噪声干扰的图像分割结果来看,最中间的矩形区域中,广场内的环形使用文献[27]算法时几乎已经看不到痕迹,而使用本文算法可看见轮廓,最右和最左的矩形区域中,使用文献[27]算法后噪点明显要多很多,而使用本文算法后噪点少了很多,图像更加清楚,最左边矩形旁边的矩形区域两条道路的间隔处使用文献[27]算法分割图像断裂得太明显,已经看不出原图轮廓,而使用本文算法后能看到道路间隔,图像较多保留了原图的样子。

针对图 1 添加均方差为 25 和 57 的高斯噪声图像,采用两种不同分割方法所得结果的聚类划分系数和本文所建议样条划分系数对其分割效果评价结果如表 3 和表 4 所列。

表 3 高斯噪声干扰图像分割结果划分系数评价价值

高斯噪声均方差	文献[27]方法	本文方法
25	0.8902	0.8973
57	0.8170	0.8157

表 4 高斯噪声干扰图像分割结果样条划分系数评价价值

高斯噪声均方差	文献[27]方法	本文方法
25	0.0676	0.0694
57	0.1155	0.1262

由表 3 可知,针对均方差为 25 的高斯噪声干扰遥感图像,采用本文所建议分割法所得结果的划分系数评价价值明显大于文献[27]分割法所得结果的划分系数评价价值;而对于均方差为 57 的高斯噪声干扰遥感图像,采用本文分割法所得结果的划分系数评价价值与文献[27]分割法所得结果的划分系数评价价值相差较小。另外,从表 4 可知,对于不同强度噪声干扰图像,采用本文所建议分割法所获得的样条划分系数评价价值均大于文献[27]方法所对应的样条划分系数,表明本文所建议算法在进行复杂遥感图像的分割性能上优于文献[27]的方法。

综上所述,本文算法对图像的分割能力明显优于文献[27]中迭代公式有错误的算法,改进后图像分割能力并没有下降,反而分割效果更好,改进后的算法从数学角度来说也是更加精确的,然而这个算法也存在运行时耗时较长的缺陷。

结束语 针对模糊局部信息 C -均值聚类分割算法存在聚类中心缺乏科学依据的不足,本文严格推导并构造新的核空间模糊局部信息 C -均值聚类分割算法。人工图像和实际遥感图像分割测试表明,本文算法具有更强的抗椒盐噪声干扰能力,对复杂图像分割具有更加明显的优势。

参考文献

[1] 王骏,王士同,邓赵红. 聚类分析研究中的若干问题[J]. 控制与决策,2012,27(3):321-328
 [2] Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function

Algorithms[M]. New York:Plenum Press,1981:95-107
 [3] 高新波,谢维信. 模糊聚类理论发展及应用的研究进展[J]. 科学通报,1999,44(21):2249-2251
 [4] Huang H C, Chuang Y Y, Chen C S. Multiple Kernel Fuzzy Clustering[J]. IEEE Trans on Fuzzy Ssystems,2012,20(1):120-134
 [5] Lzakian H, Pedrycz W, Jamal I. Clustering spatiotemporal data: An augmented fuzzy c-means [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems,2013,21(5):855-868
 [6] Pal N. R, Sarkar K. What and when can we gain from the kernel versions of C-means algorithm? [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems,2014,22(2):363-379
 [7] Ji Z X, Xia Y, Sun Q S, et al. Interval-valued possibilistic fuzzy c-means clustering algorithms[J]. Fuzzy Sets and Systems,2014,253(16):138-156
 [8] Zarinbal M, Fazel Zarandi M H, Turksen I B. Interval Type-2 Relative Entropy Fuzzy C-Means clustering [J]. Information Sciences,2014,272(10):49-72
 [9] Lin P L, Huang P W, Kuo C H, et al. A size-insensitive integrity-based fuzzy c-means method for data clustering[J]. Pattern Recognition,2014,5(47):2042-2056
 [10] Zarinbal M, Fazel Zarandi M H, Turksen I B. Relative entropy fuzzy c-means clustering[J]. Information Science,2014,260(1):74-97
 [11] 皋军,孙长银,王士同. 具有模糊聚类功能的双向二维无监督特征提取方法[J]. 自动化学报,2012,38(4):549-562
 [12] Pedrycz W, Andrzej B. An optimization of allocation of information granularity in the interpretation of data structures: Toward granular fuzzy clustering [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B,2012,42(3):582-590
 [13] Saha I, Maulik U, Bandyopadhyay S. SVMFC: SVM Ensemble Fuzzy Clustering for Satellite Image Segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2012,9(1):52-55
 [14] Maji P, Paul S. Rough-Fuzzy Clustering for Grouping Functionally Similar Genes from Microarray Data[J]. IEEE Trans on Computational Biology and Bioinformatics,2013,10(2):286-299
 [15] Banerjee T, Keller J M, Skubic M, et al. Day or Night Activity Recognition From Video Using Fuzzy Clustering Techniques [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems,2014,22(3):483-493
 [16] Gong M G, Su L Z, Jia M, et al. Fuzzy Clustering With a Modified MRF Energy Function for Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images [J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems,2014,22(1):98-109
 [17] Zhong Y F, Ma A L, Zhang L P. An Adaptive Memetic Fuzzy Clustering Algorithm With Spatial Information for Remote Sensing Imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2014,7(4):1235-1248
 [18] 刘健庄. 基于二维直方图的图象模糊聚类分割方法[J]. 电子学报,1992,20(9):404-46
 [19] 原小平,杨明. 基于三维直方图加权的模糊聚类图像分割方法[J]. 电脑开发与应用,2010,23(5):18-20
 [20] 裴继红,谢维信,王大勇. 基于空间信息及灰度信息的塔型模糊聚类图像分割[J]. 中国体视学与图像分析,1996,1(1/2):1-5
 [21] Liew A W C, Leung S H, Lau W H. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity[J]. IEEE Proc. Vis. on Image Signal Process,2000,147(2):185-192

(下转第 202 页)

参考文献

- [1] Van Kaick O, Zhang H, Hamarneh G, et al. A survey on shape correspondence[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2011, 30(6):1681-1707
- [2] Tam G K L, Cheng Z Q, Lai Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: A survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7):1199-1217
- [3] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes [C] // Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics, 1992:586-606
- [4] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C] // Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001. IEEE, 2001:145-152
- [5] 杨琴, 齐越, 沈旭昆, 等. 一种快速的三维扫描数据自动配准方法[J]. 软件学报, 2010, 21(6):1438-1450
- [6] 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3):517-521
- [7] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4):475-481
- [8] Smeets D, Keustermans J, Vandermeulen D, et al. meshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2):158-169
- [9] Tevs A, Bokeloh M, Wand M, et al. Isometric registration of ambiguous and partial data [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009:1185-1192
- [10] 李俊, 程志全, 李宏华, 等. 一种面向大尺度变形的非刚性注册算法[J]. 计算机学报, 2011, 34(3):539-547
- [11] Sahillioglu Y, Yemez Y. Scale normalization for isometric shape matching[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2012, 31(7):2233-2240
- [12] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Generalized multidimensional scaling: a framework for isometry-invariant partial surface matching[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2006, 103(5):1168-1172
- [13] Sahillioglu Y, Yemez Y. Minimum-distortion isometric shape correspondence using EM algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11):2203-2215
- [14] Sánta Z, Kato Z. Correspondence-Less Non-Rigid Registration of Triangular Surface Meshes [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2013:2275-2282
- [15] Ruggeri M R, Patanè G, Spagnuolo M, et al. Spectral-driven isometry-invariant matching of 3D shapes [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 89(2/3):248-265
- [16] Lipman Y, Funkhouser T. Möbius voting for surface correspondence[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), ACM, 2009, 28(3):72
- [17] Kim V G, Lipman Y, Funkhouser T. Blended intrinsic maps[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), ACM, 2011, 30(4):79
- [18] Ovsjanikov M, Mérigot Q, Mémoli F, et al. One point isometric matching with the heat kernel[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2010, 29(5):1555-1564
- [19] Ovsjanikov M, Ben-Chen M, Solomon J, et al. Functional maps: a flexible representation of maps between shapes[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(4):30
- [20] Wu H Y, Zha H. Robust consistent correspondence between 3D non-rigid shapes based on "Dual Shape-DNA" [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2011:587-594
- [21] Pokrass J, Bronstein A M, Bronstein M M, et al. Sparse modeling of intrinsic correspondences[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2013, 32(2pt4):459-468
- [22] Agathos A, Pratikakis I, Perantonis S, et al. Protrusion-oriented 3D mesh segmentation[J]. The Visual Computer, 2010, 26(1):63-81
- [23] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2002, 21(3):193-199
- [24] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2004, 34(4):1907-1916
- [25] 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(1):9-15
- [26] Yang Y, Huang S Y. Image Segmentation by fuzzy C-means clustering algorithm with a novel penalty term[J]. Computing and Informatics, 2007, 26(1):17-31
- [27] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE Trans on image Processing, 2010, 19(5):1328-1337
- [28] Xiang D L, Tang T, Hu C B, et al. A Kernel Clustering Algorithm With Fuzzy Factor: Application to SAR Image Segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing letters, 2014, 11(7):1290-1294
- [29] Murugeswari M, Gayathri M. Tumor detection in MRI brain image segmentation using phase congruency modified fuzzy C-mean algorithm [J]. International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology, 2014, 1(2):190-194
- [30] Celik T, Lee H K. Comments on "A Robust Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm" [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(3):1258-1261
- [31] Bensaid A M, Hall L O, Bezdek J C, et al. Validity-Guided (Re) Clustering with Applications to Image Segmentation [J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 1996, 4(2):112-122
- [32] 吴成茂, 范九伦. 数据分类效果[J]. 模糊系统与数学, 2002, 16(增刊):200-203

(上接第 194 页)