

基于概率扩散的多光谱遥感图像分类模型

王毅 张良培 李平湘

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要 为了提高遥感图像分类精度,提出了一种基于概率扩散模型的多光谱遥感图像自动分类技术。该方法首先通过比较模糊C均值分类器(FCM)的有效性函数来自动确定最优分类数目,然后利用基于形态学的各向异性概率扩散模型来调整中心像素隶属类别的概率,最后根据概率扩散的隶属概率向量图,并按照最大后验概率估计(MAP)对像元进行分类。由于各向异性扩散具有保边缘平滑的特点,因此,该概率扩散模型不仅能够有效地抑制同质区域内部“斑点”的产生,而且使得图像上重要的边缘特征得到了较好地保留。实验结果表明,该分类算法不仅能够避免分类图像中“斑点”噪声的影响,而且分类后的总体精度达到了77.76%和Kappa系数达到了0.7198,均优于未经过概率扩散的最大后验概率估计分类算法,因而具有一定的实用价值。

关键词 各向异性扩散 概率扩散 多光谱遥感图像分类 最大后验概率估计 扩散系数
中图分类号: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)05-0646-06

Multispectral Remote Sensing Image Classification Model Based on Probabilistic Diffusion

WANG Yi, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping & Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

Abstract In this paper, we propose an automatic multispectral remote sensing image classification technique based on improved probabilistic diffusion. Firstly, the optimal number of clusters in multispectral images is determined by comparing the validity functions of fuzzy c-means classifier(FCM). The posterior probability maps for each class are then smoothed by an improved version of multispectral anisotropic diffusion based on morphology. Finally, each pixel is classified independently using the maximum a posterior probability(MAP) estimate based on probabilistic membership maps. Because of the elegant property of anisotropic diffusion, edge-preserving smoothing, probabilistic diffusion, not only restrains effectively speckles in homogeneous regions, but also preserves preferably the significant physiognomy and edge features. Experimental results are given to show that the proposed method avoids the influence of “class noise” and its overall accuracy and Kappa coefficient have superiority capability over the traditional maximum a posterior probability estimate classification method without probabilistic diffusion. Thus it is an ideal remote sensing classification method.

Keywords anisotropic diffusion, probabilistic diffusion, multispectral remote sensing image classification, maximum a posteriori probability, diffusion coefficient

1 引言

众所周知,传统的遥感图像分类是以图像上像元的光谱特征为基础的,由于它没有考虑各像元间

的空间关系,因此,受到随机噪声干扰的遥感图像经过分类可能会出现同类地物中夹杂着散点分布的“斑点”噪声,这往往影响分类精度,而不利于遥感图像的判读和应用。在医学图像分类中也存在类似“斑点”噪声的问题,其解决的方法是在分类的过程

基金项目:国家自然科学基金资助项目(40523005,40471088);国家重点基础研究发展计划“973”项目(2006CB701302)

收稿日期:2005-03-14;**改回日期**:2005-09-12

第一作者简介:王毅(1979~),男,2002年获武汉大学电子出版专业学士学位,现为武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室摄影测量与遥感专业博士研究生。主要研究方向为遥感图像处理、图像增强和去噪等。E-mail:wangyi@whu.edu.cn

中,根据像元间的相关性调整各像元的类别隶属概率,并利用滤波方法来消除“斑点”噪声,以改善分类结果。例如,Teo等人将原始图像的概率隶属分布图引入到各向异性扩散模型^[1]中,提出了概率扩散模型^[2-4],并将其应用到核磁共振图像(magnetic resonance imaging, MRI)分类上,并在一定程度上解决了医学图像分类中“斑点”噪声干扰的问题。然而,在遥感图像分类中,概率扩散模型还没有得到应用。与医学图像相比,由于遥感图像具有更为复杂的目标和背景特征,因此需要研究针对性更强,且适用于多光谱图像分类的概率扩散模型。

本文提出了一个基于概率扩散的多光谱遥感图像自动分类算法,即利用形态学算子对Teo等人的概率扩散模型进行了改进,使得模型能够较好地应用到遥感图像分类。其算法思想是先通过比较模糊C均值分类器的有效性函数来自动确定最优分类数目,并将与最优分类数对应的模糊C均值分类的结果作为概率扩散的初始条件,然后利用基于形态学的各向异性概率扩散模型通过邻近像元的相关性来调整中心像元隶属类别的概率,最后根据扩散后的概率分布向量图,按照最大后验概率估计来对像元进行分类。

2 各向异性概率扩散理论

2.1 PM 各向异性扩散模型

Perona和Malik在热传导方程的基础上,将非线性的思想引入到经典的各向同性扩散方程,提出了各向异性扩散模型(PM模型):

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div}(g(|\nabla I|) \nabla I) \quad (1)$$

其中, I 是原始图像, g 是扩散系数。为了有效地控制模型各向异性扩散行为,Perona和Malik提出了下面的扩散系数:

$$g(|\nabla I|) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla I|}{k}\right)^2\right) \quad (2)$$

其中, k 是梯度阈值。由于 k 对于模型的保边缘特性有着非常关键的作用,即当 k 较大时,低对比度的边缘将被平滑;当 k 较小时,扩散的效率将会降低,从而影响各向异性扩散过程。各向异性扩散模型虽可以克服线性扩散模型的缺点,但也存在着以下一些缺陷^[5,6]:(1)如果图像有颗粒噪声干扰,那么这类噪声理论上是无界的梯度,其将作为边缘保留下

来;(2)从数学角度来看,各向异性偏微分扩散方程本身在数学上是病态的,不能保证解的存在唯一性。针对PM模型中各向异性扩散方程解的不适定性问题,为了尽可能消除脉冲噪声对扩散行为的影响,Catté等人提出了以下改进的各向异性扩散模型^[5]:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = g(|\nabla G_\sigma * I|) |\nabla I| \operatorname{div} \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \quad (3)$$

其中, G_σ 是具有标准差 σ 的高斯核, $\nabla G_\sigma * I$ 表示原始图像经过高斯卷积处理后图像的梯度估计。由于改进的扩散系数能够较好地抑制高斯噪声,从而在很大程度上解决了PM模型无法区分边缘和高梯度噪声的问题,这就保证了方程解存在唯一性。

2.2 概率扩散模型

各向异性扩散是以原始图像作为研究对象进行扩散的,这种扩散操作不仅可有效地消除了图像中噪声的影响,同时可较好地保持图像的细节边缘。在式(1)的基础上,Teo等人考虑了分类过程中相邻像元隶属度的相关性及结构特征,提出了以概率隶属分布向量图作为研究对象的概率扩散模型:

$$\frac{\partial P_c}{\partial t} = \operatorname{div}(g(\|\nabla P_c\|) \nabla P_c) \quad (4)$$

其中, P_c 是对应于类别 c 的概率隶属分布向量图, $g(\|\nabla P_c\|) = \exp(-(\|\nabla P_c\|/\eta_c)^2)$, η_c 代表对应类别 c 的概率梯度阈值。在医学图像处理中,概率梯度阈值被设为定值。这种各向异性概率扩散模型不仅可消除分类图像中的类别噪声,而且能保证图像边缘信息不被丢失。由于遥感图像中边缘信息非常复杂,且局部变化显著,所以全局常量的概率梯度阈值无法满足局部处理的要求。

数学形态学是一种非线性的滤波方法,它的基本思想是用可变尺寸和形状的结构元素,通过量度图像的几何和拓扑结构来提取图像中的对应形状,以达到对图像进行分析和识别的目的。这些性质使得形态学能够进行局部范围的噪声估计,以便更好地控制各向异性扩散模型的扩散行为。Voci等人提出了一种简易的基于形态学算子(开闭运算)的梯度阈值全局估计方法^[7],即

$$k = \frac{\sum_{z,y \in I} (I(x,y) \circ s) - \sum_{z,y \in I} (I(x,y) \bullet s)}{M \cdot N} \quad (5)$$

其中, $M \cdot N$ 表示图像大小, s 是结构元素,“ \circ ”和“ \bullet ”分别表示形态学开、闭运算符。这种方法虽能够较好地识别噪声,且非常容易实现,但目前仍没有应用于概率扩散模型上,同时由于这种方法是全局

估计,因此对整幅图像采取形态学操作计算量繁重。为了解决以上不足,本文考虑对原始图像进行分块处理,即在每一块中,根据噪声分布对梯度阈值进行局部估计。

2.3 本文改进的概率扩散模型

针对多光谱遥感图像的目标具有较多的纹理和边缘等特征,本文将隶属概率图引入式(4),同时对梯度阈值进行了局部处理,即

$$\frac{\partial P_c}{\partial t} = g(|\nabla G_\sigma * P_c|) |\nabla P_c| \operatorname{div} \frac{\nabla P_c}{|\nabla P_c|} \quad (6)$$

$$g(|\nabla G_\sigma * P_c|) = \exp \left[- \left(\frac{\|\nabla G_\sigma * P_c\|}{\eta_c} \right)^2 \right] \quad (7)$$

式(7)中的局部概率梯度阈值定义为

$$\eta_c^{(n+1)} = \frac{\sum_{x,y \in I} [G_\sigma * P_c^{(n)}(x,y)] \odot s - \sum_{x,y \in I} [G_\sigma * P_c^{(n)}(x,y)] \bullet s}{w \cdot w} \quad (8)$$

其中, $w \cdot w$ 表示块的大小, n 表示迭代次数。由于基于形态学的局部概率梯度阈值能够根据各个分块中的噪声分布情况自动识别边缘,从而其可能控制概率扩散的行为和大小程度。假设图像上的边缘是均匀分布的,虽然全局梯度阈值能够满足要求,但由于遥感图像的边缘信息很丰富,全局梯度阈值不足以反映图像上的局部边缘细节信息,因此可考虑将图像划分成块,再根据每一块中不同的边缘分布,利用形态学算子的特性来滤除噪声影响,同时估计出适合块的梯度阈值。这一过程类似在小区域(这里指块)内根据区域信息定义出边缘:若像素灰度值小于该阈值,则表示需要进行滤波处理;若像素灰度值大于该阈值,则该像素表示边缘。这种局部处理既避免了全局阈值的不足,也使得局部边缘得以识别和保持,这对于遥感图像具有重要的意义。

为了使概率扩散模型对遥感图像具有通用性,可以通过加入适当的约束条件来判断概率扩散过程是否继续进行,这样无论遥感图像上是否有噪声干扰(有噪声的情况下)或噪声是如何分布,本文提出的概率模型都是通用的。具体而言,如果遥感图像没有受到随机噪声的影响,则可以通过比较两次迭代过程的概率变化情况来决定迭代是否终止,若小于事先约定的阈值,则迭代过程结束,此时概率扩散模型对该图像的概率隶属分布情况不会产生影响;如果遥感图像受到随机噪声的影响,即两次迭代过程概率变化大于阈值,则进行概率扩散,直到满足约

束条件为止。

3 基于概率扩散的多光谱遥感图像自动分类算法

在 2.3 节改进的概率扩散模型(式(6))的基础上,本文提出一个多光谱遥感图像的自动分类算法,它的具体步骤如下:

(1)采用模糊 C 均值分类器的有效性评估来确定遥感图像分类的最佳类别数目。最佳类别数确定的具体方案和步骤^[8]如下:

①确定合适的模糊指数;

②根据研究目的定义图像上最大可能出现的类别数 N , 然后对原始图像从 2 到 N 分别进行模糊 C 均值分类;

③分别计算以上得到的一系列分类图的模糊有效性函数 S ;

④取与最小 S 对应的类别数为最佳类别数目 C_{best} 。

由于上面的选择过程往往比较费时,因此在实验中可以采用监督分类,通过选取感兴趣区域(region of interest, ROI)来定义分类的最佳类别数目。

(2)概率扩散模型参数初始化。初始化扩散模型的迭代次数 n 、步长 Δt 、形态学结构元素尺寸(通常取 3×3 或 5×5)和图像分块尺寸、高斯标准差 σ 的大小以及约束条件阈值 ε , 并将与最佳类别数 C_{best} 对应的模糊 C 均值分类后得到的初始概率隶属分布图 $P_{C_{\text{best}}}$ (可以看作有 C_{best} 个波段)作为遥感图像的初始后验概率。

(3)判断概率扩散过程是否进行。如果 $|P_c^{(2)} - P_c^{(1)}| < \varepsilon$ (c 表示类别号, $c = 1, 2, \dots, C_{\text{best}}$), 则直接跳到第(7)步;否则,继续进行。

(4)先将初始概率隶属分布向量图划分成大小相同互不重叠的块,然后在每一块中根据噪声分布情况利用式(8)来估计第 c 类局部概率梯度阈值 η_c 。通常情况下,对于一幅 $M \times N$ ($M \neq N$) 大小的图像而言,边界处的像素往往无法构成满足要求的块大小,这时可以在边界外围补齐像素后,再对边界扩展的块进行处理。

(5)计算概率隶属分布图的梯度 ∇P 。假设图像经过 n 次迭代处理,并将迭代扩散后的结果图像和高斯核进行卷积,而将高斯滤波后的图像作为待

处理图像 $P = G_{\sigma} * P^{(n)}$ 。为了更好地利用图像的梯度信息,本文采用文献[6]中 8-邻域差分算法来得到 $|\nabla P|$,其中图像的四周边界部分的差分如下(设图像大小为 $M \times N$):

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_{0,j}^{(n)}}{\partial x} &= 0.5 \cdot (P_{1,j}^{(n)} - P_{0,j}^{(n)}) \\ \frac{\partial P_{M,j}^{(n)}}{\partial x} &= 0.5 \cdot (P_{M,j}^{(n)} - P_{M-1,j}^{(n)}) \\ \frac{\partial P_{i,0}^{(n)}}{\partial y} &= 0.5 \cdot (P_{i,1}^{(n)} - P_{i,0}^{(n)}) \\ \frac{\partial P_{i,N}^{(n)}}{\partial y} &= 0.5 \cdot (P_{i,N}^{(n)} - P_{i,N-1}^{(n)}) \end{aligned}$$

(6)通过迭代求解偏微分方程来求得经过迭代处理后的图像。这里采用偏微分方程离散化数值解法来进行求解,其对应的差分迭代方程为

$$\begin{aligned} \frac{P_{i,j}^{(n+1)} - P_{i,j}^{(n)}}{\Delta t} &= g(|\nabla G_{\sigma} * P_{i,j}^{(n)}|, n\Delta t) \cdot |\nabla P_{i,j}^{(n)}| \cdot \\ &\text{div}\left(\frac{\nabla P_{i,j}^{(n)}}{|\nabla P_{i,j}^{(n)}|}\right) \quad (9) \\ \text{div}\left(\frac{\nabla P_{i,j}^{(n)}}{|\nabla P_{i,j}^{(n)}|}\right) &= \frac{P_{i+1,j}^{(n)} + P_{i,j+1}^{(n)} - 2 \cdot P_{i,j}^{(n)}}{\sqrt{(P_{i+1,j}^{(n)} - P_{i,j}^{(n)})^2 + (P_{i,j+1}^{(n)} - P_{i,j}^{(n)})^2}} + \\ &\frac{P_{i-1,j}^{(n)} + P_{i,j-1}^{(n)} - 2 \cdot P_{i,j}^{(n)}}{\sqrt{(P_{i-1,j}^{(n)} - P_{i,j}^{(n)})^2 + (P_{i,j-1}^{(n)} - P_{i,j}^{(n)})^2}} \quad (10) \end{aligned}$$

这样逐个像素进行处理即可得到处理后的图像 $P^{(n+1)}$,整个过程不断迭代,直到算法结束,即可获得最终概率隶属分布图。文献[1]中给出了各向异性扩散的 4-邻域的离散形式,为了更好地利用像元间的空间关系,本文采用 8-邻域来进行模拟计算:

$$\begin{aligned} P_{i,j}^{(n+1)} &= P_{i,j}^{(n)} + \frac{1}{8} \cdot (g_N \cdot d(G_{\sigma} * P_N) + \\ &g_S \cdot d(G_{\sigma} * P_S) + g_E \cdot d(G_{\sigma} * P_E) + \\ &g_W \cdot d(G_{\sigma} * P_W)) + \\ &\frac{1}{8\sqrt{2}} \cdot (g_{NE} \cdot d(G_{\sigma} * P_{NE}) + \\ &g_{SE} \cdot d(G_{\sigma} * P_{SE}) + g_{NW} \cdot d(G_{\sigma} * P_{NW}) + \\ &g_{SW} \cdot d(G_{\sigma} * P_{SW})) \quad (11) \end{aligned}$$

其中,N,S,E,W,NE,SE,NW,SW 分别表示 (i, j) 的 8-邻域方向,d 表示求导运算符。在每一步迭代完成后,需判断概率扩散是否继续进行,如果 $|P_c^{(n+1)} - P_c^{(n)}| < \varepsilon$,则跳出迭代过程;否则,迭代过程继续。

(7)利用最大后验概率估计,按照经过各向异

性扩散处理后的概率隶属分布向量图来对整幅图像进行逐个像素的分类。最后在概率隶属分布图中,通过比较每个像素的隶属概率大小,将概率最大的类别作为最终的分类类别。

4 实验结果和分析

4.1 实验数据

为验证本文的算法效果,选用 2002 年 7 月日本根室市的 SPOT5 图像(256 × 256,分辨率为 10m),实验采用的是 SPOT5 图像的绿波段(0.50 ~ 0.59 μm)、红波段(0.61 ~ 0.68 μm)和近红外波段(0.78 ~ 0.89 μm)。通过地形图辅助和人工判别,从 SPOT 图像上可以观察到该地区包括稻田、菜地、居民地、两种类别的裸土地、两种类别的植被和其他地物等,同时还可以明显地看到图像受到传感器随机噪声的干扰(见图版 I 图 1(a))。

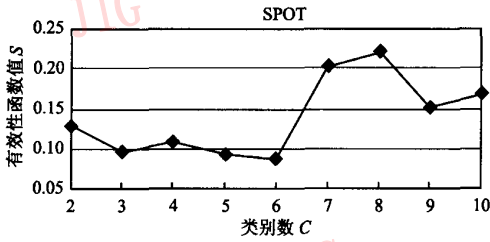
4.2 实验步骤和结果分析

(1)确定最佳类别数目。实验中,根据有限的先验知识,选定最大类别数 N 为 10,然后通过模糊 C 均值分类器的有效性来评估出有效性函数最小的类别数。有效性函数定义如下:

$$S_m = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{i,k})^m \|x_k - v_i\|^2}{n(\min_{i,j} (d_{i,j}^*)^2)} \quad (12)$$

其中, m 为有效指数($m > 1$,实验中 $m = 2.5$), c 为类别数, n 为图像的像素数, $\mu_{i,k}$ 为图像中第 k 个像素属于第 i 类别的概率, x_k 为图像上第 k 个像素的灰度值, v_i 为第 i 个类别的聚类中心像素灰度值, $d_{i,j}^*$ 为加权欧拉距离。图 1 中列出了不同类别数的模糊有效性函数值,由于从中可以看到,当类别数为 6 时,对应的有效性函数值最小,因此可将 $c = 6$ 作为实验的最佳类别数。

(2)算法评估。为了评估本文分类算法的效果,根据地形图和专家判读,本文在图像中选取了 6 种具有代表性的数据,得到了对应于遥感图像的地面真实地物,如图版 I 图 1(b)所示。为了检验算法的实用性,本文对实验图像还分别进行了两次分类处理,第 1 次处理不经过概率扩散,而是直接采用最大后验概率估计来分类;第 2 次处理使用本文提出的基于概率扩散的多光谱自动分类技术来进行遥感图像分类。两次处理的结果见图版 I 图 1(c)和图版 I 图 1(d)。从该两图可以看到,没有经过概率扩



$m = 2.5$	
c	S
10	0.169 5
9	0.153 5
8	0.222 2
7	0.203 7
6	0.088 8
5	0.094 7
4	0.110 4
3	0.098 6
2	0.131 0

图 1 不同类别数(2~10)模糊有效性函数值比较

Fig. 1 Comparison of fuzzy validity functions for different classes(2~10)

散处理的分类图上,由于传感器的随机误差的影响,分类后图像中“斑点”非常明显,造成了较大范围的“类别噪声”;本文的方法则较好地避免了“类别噪声”的影响,不仅使得同质区域中的“斑点”得到了抑制,同时遥感图像上的主要地貌和边缘特征都得

到了保留。

(3) 分类统计信息评价。为了客观地验证算法的有效性,本文选取混淆矩阵并利用地面真实数据进行了定量分析。表 1 和表 2 分别对应了图版 I 图 1(c)和图版 I 图 1(d)分类结果的混淆矩阵。从统计数据来看,本文提出的自动分类算法相对传统的最大后验概率估计分类法,其总体精度和 Kappa 系数都有显著的提高,实验结果进一步说明了本文算法的稳定性。

4.3 算法讨论

从第 3 节的算法步骤可知,本文提出的分类算法需要经过初始化后验概率和概率扩散迭代过程,由于这两个过程通常比较费时,因而影响整个算法的执行效率。若本文对截取的 256×256 大小的区域进行实验,则分类过程还可以接受,如果应用到整幅图像上,目前还有一定的困难,且迭代过程的收敛性难以控制,因此目前实验都是对有明显地物特征的截取区域进行研究。由于本文提出的算法还只是基于概率扩散的初步策略,因此还存在不少问题,但今后应从以下几个方面考虑来对算法进行优化:(1) 使用先验知识来确定分类的类别数目,如监督分类选取样区;(2) 初始概率隶属分布图采用模糊 C 均值分类时间代价比较大,是否可以采用其他有效和简便的分类算法来进行初始分类;(3) 关于各向异性扩散模型的迭代收敛性一直都是研究的重点,由于概率扩散满足一定的特殊性,因此迭代中止条件需要满足快速收敛和保持模型稳定性等要求。

表 1 最大后验概率估计分类后的混淆矩阵(没有经过概率扩散)

Tab. 1 Confusion matrix for the maximum a posterior probability (MAP) classification (without probabilistic diffusion)

	稻田	裸土地 1	裸土地 2	植被 1	植被 2	菜地	总和
稻田	8 732	74	157	222	278	4	9 467
裸土地 1	74	5 136	0	510	55	690	6 465
裸土地 2	31	3 763	260	399	0	32	4 485
植被 1	2 160	259	313	1765	206	12	4 715
植被 2	1 079	437	0	806	2 828	64	5 214
菜地	59	429	0	9	487	10 218	11 202
总数	12 135	10 098	730	3 711	3 854	11 020	41 548
总体分类精度	69.65%						
Kappa 系数	0.620 9						

表2 本文分类算法分类后的混淆矩阵(经过概率扩散)

Tab.2 Confusion matrix for the proposed classification algorithm (probabilistic diffusion)

	稻田	裸土地 1	裸土地 2	植被 1	植被 2	菜地	总和
稻田	10 172	29	62	74	97	3	10 437
裸土地 1	106	5 729	0	531	22	164	6 552
裸土地 2	26	3 709	230	293	0	18	4 276
植被 1	1 030	105	438	2 047	65	4	3 689
植被 2	656	315	0	766	3 338	40	5 115
菜地	145	211	0	0	332	1 079	11 479
总数	12 135	10 098	730	3 711	3 854	11 020	41 548
总体分类精度	77.76%						
Kappa 系数	0.7198						

5 结 论

本文提出了一个基于概率扩散的多光谱遥感图像自动分类算法。通过研究得出以下结论:(1) 本文提出的模型能够有效地利用像素间的空间关系给出像元的准确隶属,从而较好地消除了原始图像上传感器随机噪声和分类图像上类别噪声的影响;(2) 实验证明,本文分类算法的总体精度达到了 77.76%, Kappa 系数达到了 0.7198,而未经过概率扩散的分类算法的总体精度只有 69.65%, Kappa 系数只有 0.6209。由此可见,本文提出的基于概率扩散模型的多光谱遥感图像自动分类算法,其分类效果要优于传统的最大后验估计分类方法;(3) 下一步的研究目标是如何对梯度阈值局部处理进行优化以及研究其快速算法和如何对遥感图像的局部噪声进行估计。

参考文献 (References)

1 Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629 ~ 639.

- 2 Teo P C, Sapiro G, Wandell B. Creating connected representations of cortical gray matter for functional MRI visualization [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(6): 852 ~ 863.
- 3 Teo P C, Sapiro G, Wandell B. Anisotropic Smoothing of posterior probabilities[A]. In: Proceedings of International Conference on Image Processing[C], Washington, DC, USA, 1997, 1: 26 ~ 29.
- 4 Teo P C, Sapiro G, Wandell B. Segmenting cortical ray matter for functional MRI visualization [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV'98)[C], Bombay, India, 1998, 16: 4 ~ 7.
- 5 Catté F, Lions P L, Morel J, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182 ~ 193.
- 6 Alvarez L, Lions P L, Morel J. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(3): 845 ~ 866.
- 7 Voci F, Eiho S, Sugimoto N, et al. Estimating the gradient in the Perona-Malik equation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing Magazine, 2004, 21(3): 39 ~ 65.
- 8 Chen Chi-fan, Lee Jyh-ming. The validity measurement of fuzzy c-means classifier for remotely sensed images[A]. In: Proceedings of the 22nd Asian Conference on Remote Sensing [C], Singapore, 2001, 1: 208 ~ 211.