



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
12
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像色彩和谐变化 P1766



第19卷第12期（总第224期）

2014年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

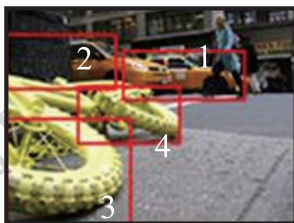
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元



改进鱼眼变换技术的图像适应(第1743页)



面向部件遮挡补偿的车辆检测模型(第1802页)



基于暗原色及入射光假设的单幅图像去雾(第1812页)

综述

视频摘要技术综述

王娟, 蒋兴浩, 孙铨锋 1685

局部二进制模式方法综述

刘丽, 谢毓湘, 魏迎梅, 老松杨 1696

图像处理和编码

2维全相位内插核的设计与实现

苏飞, 孙杰, 秦娟, 段宇翔 1721

改进的正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 宋博 1730

改进鱼眼变换技术的图像适应

张丽霞, 区兆明, 宋鸿陟 1743

去除乘性噪声的分数阶变分模型及算法

田丹, 薛定宇, 陈大力 1751

丢包环境中H.264视频编码的快速模式判决

兰梦, 张远, 魏雨农 1759

图像分析和识别

偏度和峰度的图像色彩和谐变化

马云芳, 宋明黎, 卜佳俊 1766

结合稀疏表示和概率潜在语义的图像模糊度评价

张涛, 王新年, 梁德群 1775

Log-Gabor小波和分数阶多项式KPCA的火焰图像状态识别

宋昱, 吴一全 1785

加权局部二值模式的人脸特征提取

张洁玉, 武小川 1794

面向部件遮挡补偿的车辆检测模型

陈远, 谢昭, 吴克伟 1802

基于暗原色及入射光假设的单幅图像去雾

於敏杰, 张浩峰 1812

空间可变有限混合模型

申小虎, 吕导中, 万荣春 1820

遥感图像处理

高分辨率极化SAR图像水平集分割

邹鹏飞, 李震, 田帮森 1829

混合本征模型的多视SAR影像海冰密度检测

汪霄箭, 李玉, 赵泉华, 何晓军 1836

总目次

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Improved fisheye transformation for image retargeting (P1743)



Part-oriented occlusion compensate model for vehicle detection(P1802)



Single-image dehazing based on dark channel and incident light assumption(P1812)

Review

Review of video abstraction

Wang Juan, Jiang Xinghao, Sun Tanfeng 1685

Survey of Local Binary Pattern method

Liu Li, Xie Yuxiang, Wei Yingmei, Lao Songyang 1696

Image Processing and Coding

Design and implementation of 2D all-phase interpolation kernel

Su Fei, Sun Jie, Qin Juan, Duan Yuxiang 1721

Applying the improved regularization model to image restoration

Li Xuchao, Song Bo 1730

Improved fisheye transformation for image retargeting

Zhang Lixia, Ou Zhaoming, Song Hongzhi 1743

Fractional-order variation model and algorithm for multiplicative noise removal

Tian Dan, Xue Dingyu, Chen Dali 1751

Fast-mode decision for H.264 video coding in a packet-loss environment

Lan Meng, Zhang Yuan, Wei Yunong 1759

Image Analysis and Recognition

Image color harmonization algorithm using skewness and kurtosis

Ma Yunfang, Song Mingli, Bu Jiajun 1766

Image blur evaluation based on sparse representation and probabilistic latent semantic analysis

Zhang Tao, Wang Xinnian, Liang Dequn 1775

State identification of boiler combustion flame images via Log-Gabor wavelet and kernel principal component analysis with fractional power polynomial models

Song Yu, Wu Yiquan 1785

Feature extraction of faces based on a weighted local binary pattern

Zhang Jieyu, Wu Xiaochuan 1794

Part-oriented occlusion compensate model for vehicle detection

Chen Yuan, Xie Zhao, Wu Kewei 1802

Single-image dehazing based on dark channel and incident light assumption

Yu Minjie, Zhang Haofeng 1812

Spatially variant finite mixture model

Shen Xiaohu, Lyu Daozhong, Wan Rongchun 1820

Remote Sensing Image Processing

High-resolution PolSAR image level set segmentation

Zou Pengfei, Li Zhen, Tian Bangsen 1829

Intrinsic mixture model-based measurement of sea ice density from a multi-look SAR image

Wang Xiaojian, Li Yu, Zhao Quanhua, He Xiaojun 1836

中图法分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)12-1820-09

论文引用格式: Shen X H, Lv D Z, Wan R C. Spatially variant finite mixture model[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(12): 1820-1828. [申小虎, 吕导中, 万荣春. 空间可变有限混合模型[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1820-1828.][DOI:10.11834/jig.20141214]

空间可变有限混合模型

申小虎, 吕导中, 万荣春

江苏警官学院刑事科学技术系, 南京 210031

摘要: 目的 有限混合模型是一种无监督学习方法, 它被广泛的应用到数据分类任务中。然而, 在图像分割过程中, 由于有限混合模型没有引入邻域像素间的空间关系, 导致了图像分割结果对噪声非常敏感。为了增强有限混合模型的抗噪性, 提出一种新的空间可变有限混合模型。方法 该模型通过在像素的先验分布中引入一种新的空间关系来降低噪声对图像分割结果的干扰。在构建空间关系的过程中, 利用形态学膨胀原理将空间邻域内特征值出现的概率而不是特征值本身进行膨胀操作, 然后通过根据具有最大概率的分类标记在高斯混合模型迭代地计算过程中进行局部像素空间平滑, 从而起到抑制噪声干扰的作用。结果 本文实验包含了人工合成图像和医学 CT 图像的图像分割实验。在人工合成图像分割实验中, 对人工合成图像添加了不同程度的噪声来测试本文模型和对比模型对噪声抑制能力的高低; 对医学 CT 图像进行图像分割实验, 以是比较本文模型与对比模型之间在实际图像分割中的效果。结论 实验数据显示, 本文提出的模型在噪声抑制能力上, 图像分割精度和计算效率上均有更优的性能。

关键词: 图像分割; 有限混合模型; 空间可变有限混合模型; 形态学膨胀; 空间平滑

Spatially variant finite mixture model

Shen Xiaohu, Lyu Daozhong, Wan Rongchun

Department of Forensic Science Technology of Jiangsu Police Institute, Nanjing 210031, China

Abstract: **Objective** The finite mixture model (FMM) is an unsupervised learning method that is widely applied to data classification tasks, particularly image segmentation. The Gaussian mixture model is a successful example of FMM used in image segmentation. However, segmentation result is sensitive to noise because the spatial relationship among neighboring pixels is not considered. To solve this problem, spatially variant FMM (SVFMM) and its improvements have been proposed by incorporating spatial constraints into the prior distribution of each pixel. These improvements have been demonstrated to be capable of noise suppression. The spatial constraint of SVFMM has been widely studied and improved. To enhance the robustness of FMM against noise, a new SVFMM is proposed in this study. **Method** The proposed model based on the concept of morphological dilation considers the existence of a spatial relation in the posteriori probability distribution of the pixel neighborhood to reduce the interference of noise in image segmentation result. The proposed model is also introduced to prior probability distribution. Spatial relationships are incorporated into prior distribution for spatial smoothness by redesigning morphological dilation. The concept of morphological dilation is adopted to increase the probability of the features of a pixel in the statistic instead of the feature value itself. The neighboring pixels are smoothened iteratively by the label with the highest probability in the neighborhood. To maximize the likelihood function, gradient descent technology instead of the expectation-maximization algorithm is employed to estimate the parameters of the proposed model. **Result** The proposed model is implemented via MATLAB. Experimental data include synthetic and medical computed tomography (CT) images. Syn-

收稿日期: 2014-05-08; 修回日期: 2014-09-03

基金项目: 江苏高校优势学科建设工程项目(PAPD); 江苏警官学院科研项目(13Q09)

第一作者简介: 申小虎(1981—), 男, 工程师, 2006 年于大连海事大学获计算机应用专业硕士学位, 主要研究方向为数字图像处理、语音信号处理。E-mail: shenxiaohu@jspi.edu.cn

thetic images are interrupted by different degrees of noise to test the robustness against noise of the proposed model. Medical CT images are used to analyze effectiveness in real applications. Experiments on image segmentation show that the proposed model exhibits considerable noise suppression effect and computational efficiency. Compared with the existing SVFMM improvements presented in literature, the proposed model uses less parameters in estimation, is easier to implement, and has lower computational cost. **Conclusion** The proposed model is superior to compared models in terms of robustness against noise, segmentation accuracy, and computational efficiency. The computational efficiency of the proposed model is better than that of most SVFMMs with spatial constraints in terms of image segmentation performance. The result for the CT images shows that this research can provide valuable help in analyzing similar criminal cases. In the field of criminal investigation, accurate extraction of a segmented region is a prerequisite to analyze images related to crime.

Key words: image segmentation; finite mixture models (FMMs); spatially variant finite mixture model (SVFMM); morphological dilation; spatial smoothing

0 引言

有限混合模型(FMM)^[1-3]是一种无监督分类方法。它在图像分割领域中得到了广泛的关注和研究。其中,高斯混合模型(GMM)^[4]是一个成功应用于图像分割的FMM实例^[5-11]。但是,由于FMM在进行图像分割过程中没有引入邻域像素间的空间关系,导致图像分割结果受噪声的干扰非常严重^[12]。为了解决这个问题,在文献[12]中提出了一种空间可变有限混合模型(SVFMM)。在该模型中引入了作用于先验概率分布的空间约束对噪声的干扰进行有效地抑制。在最近几年中,SVFMM的空间约束已经得到了大量的研究和改进。这些研究主要包括两条技术路线,一是基于马尔可夫随机场(MRF)^[12-23]的空间约束。虽然该技术路线具有较好的图像分割效果,但是其中过多的估计参数增加了模型的计算复杂程度,降低了计算效率。二是在先验概率分布中采用近似于线性或者非线性空间平滑的方法进行空间约束^[24-27]。相对于第1条技术路线,该技术路线不仅提高了模型对噪声的抑制能力而且骤减了估计参数,从而提高了计算效率。

但是,上述模型的图像分割结果对不同水平噪声的抑制能力还不是非常有效。为此,本文提出一种新的空间可变有限混合模型。该模型利用形态学膨胀思想提取了存在于邻域像素后验概率分布空间中的空间关系,并引入到像素的先验概率分布中,使得模型产生的图像分割结果对噪声的干扰具有更强的抑制能力。本文模型采用梯度下降法代替EM算法进行参数估计过程。该方法可以提高模型的收敛速度。本文模型主要的特点包括:较少的估计参数,容易实现和较低计算代价。最后,选择了人工合成

图像和真实的医学CT图像作为实验数据。通过实验数据与对比结果,相比SVFMM,本文模型在不同水平噪声干扰的情况下的图像分割效果和计算效率得到了验证。

1 空间变化有限混合模型

每个像素在图像中是相互独立并且随机分布的。设某像素为 $\mathbf{x}_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d)$,其中 i 代表像素位置, d 代表像素上数据的维度。FMM假设所有像素具有相同的先验概率分布 π_j ,其中 $0 \leq \pi_j \leq 1$,并且 $\sum_{j=1}^K \pi_j = 1$ 。然而,这个先验概率分布忽略了存在于相邻像素间的空间关系。对于这个不足,SVFMM扩展了先验概率分布从 π_j 变化为 π_j^i ,其中 i 代表空间位置。通过这个改进使得每个像素的先验概率分布根据特殊的约束变得各不相同。

SVFMM中提出的空间约束定义为

$$\pi_j^{i+1} = \frac{p'(\Omega_j | \mathbf{x}_i)}{\sum_{i=1}^K p'(\Omega_i | \mathbf{x}_i)} \quad (1)$$

式中, $p'(\Omega_j | \mathbf{x}_i)$ 是分类类别 Ω_j 中已知像素 $\mathbf{x}_i$ 当前的后验概率分布, π_j^{i+1} 是像素新的先验概率分布。此外式(1)也确保了 π_j^i 满足 $0 \leq \pi_j^i \leq 1$ 和 $\sum_{j=1}^K \pi_j^i = 1$ 。

然后,SVFMM利用EM算法求解像素概率和参数的最大似然函数^[12]

$$L(\Theta) = \sum_{i=1}^N \ln \left(\sum_{j=1}^K \pi_j^i p(\mathbf{x}_i | \Omega_j) \right) \quad (2)$$

式中, Θ 为涉及参数的简写。

一般来说,条件概率密度函数采用高斯函数,即

$$p(\mathbf{x}_i | \Omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j^2} \exp \left(-\frac{(\mathbf{x}_i - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2} \right) \quad (3)$$

式中, μ_j 和 σ_j^2 为每个混合模型的均值和方差, 维度均为各模型中分类类别的维度。

$p(\mathbf{x}_i | \Omega_j)$ 在下一迭代计算中的新参数为

$$\mu_j^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j | \mathbf{x}_i) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j | \mathbf{x}_i)} \quad (4)$$

$$\sigma_j^{2t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j | \mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mu_j^{t+1})^2}{\sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j | \mathbf{x}_i)} \quad (5)$$

根据贝叶斯公式, 像素的后验概率分布为

$$p^{t+1}(\Omega_j | \mathbf{x}_i) = \frac{\pi_j^{t+1} p^{t+1}(\mathbf{x}_i | \Omega_j)}{\sum_{l=1}^K \pi_l^{t+1} p^{t+1}(\mathbf{x}_i | \Omega_l)} \quad (6)$$

为了减小分割结果受噪声的影响, 马尔可夫随机场(MRF)作为包含了邻域像素间的空间关系被引入到 SVFMM 中^[12]。该 SVFMM 采用了基于 Gibbs 分布的先验概率, 即

$$p(\Pi) = \frac{1}{Z} e^{-\beta \sum_{i=1}^N \sum_{m \in \omega_i} \sum_{j=1}^K (\pi_j^i - \pi_j^m)^2} \quad (7)$$

式中, Z 是一个归一化常量^[17], β 是先验参数, 它控制平滑度, ω_i 代表了第 i 个像素的邻域空间。

在基于 MRF 的 SVFMM 中, 最后后验估计法被使用来估计参数的最大似然函数即

$$L(\Theta) = \sum_{i=1}^N \ln \left(\sum_{j=1}^K \pi_j^i p(\mathbf{x}_i | \Omega_j) \right) + \ln p(\Pi) \quad (8)$$

这种改进的 SVFMM 算法能够在一定的噪声水平下产生更加准确的图像分割结果。对于该算法更多的细节可以参考文献[12, 16-17]。

2 本文模型

提出一个新的空间变化有限混合模型, 它应用于解决图像分割问题。该模型类似于 SVFMM, 但是其主要的不同在于: 每个像素的先验概率分布 π_j^i 依赖于该像素的邻域像素, 并且通过改进的形态学膨胀方法将相邻像素间的空间关系引入其中。与其他基于不同空间平滑的 SVFMM 相比, 本文模型具有更易于实现和需要更少的估计参数。

本文模型的核心思想是, 利用形态学膨胀原理将空间邻域内特征值出现的概率而不是特征值

本身进行膨胀操作, 然后通过根据具有最大概率的分类标记在高斯混合模型迭代地计算过程中进行局部像素空间平滑, 从而起到抑制噪声干扰的作用。

2.1 空间平滑方法

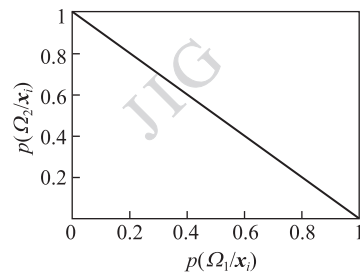
每个像素 $\mathbf{x}_i$ 的所有后验概率组成了一个 K 维的欧氏空间。设每个点的所有后验概率为后验概率点, 即

$$\Phi(\mathbf{x}_i) = (p(\Omega_1 | \mathbf{x}_i), \dots, p(\Omega_j | \mathbf{x}_i), \dots, p(\Omega_K | \mathbf{x}_i)) \quad (9)$$

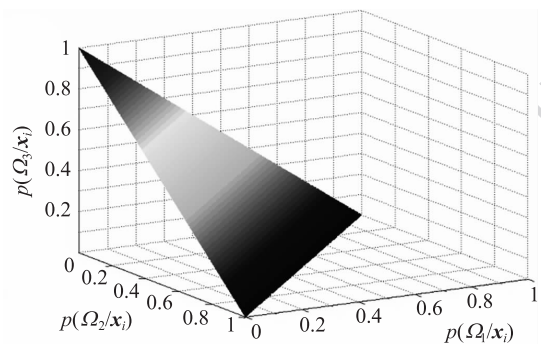
$\Phi(X)$ 的分布满足

$$\sum_{j=1}^K p(\Omega_j | \mathbf{x}_i) = 1, p(\Omega_j | \mathbf{x}_i) \in [0, 1] \quad (10)$$

为了直观地描述, 将 $\Phi(X)$ 的分布展示在图 1 中。



(a) $K=2$ 的分布图



(b) $K=3$ 的分布图

图 1 $\Phi(X)$ 分布图

Fig. 1 Distribution curve of $\Phi(X)$

定义一个函数来计算每个像素点在 $\Phi(X)$ 分布空间中概率分布与原点之间欧氏距离的平方, 称之为后验概率能量函数 $\dot{E}(X)$, 即

$$\dot{E}(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^K p(\Omega_j | \mathbf{x}_i)^2 \quad (11)$$

由于式(10)的约束, 因此 $\dot{E}(X) \in [\frac{1}{K}, 1]$, 并且后验概率能量函数在 K 维欧氏空间中是一个单

谷多峰图形。对于 $K=2$, $\ddot{E}(X)$ 是一个单谷双峰图形; 对于 $K=3$, $\ddot{E}(X)$ 是一个单谷3峰图形; 对于 $K>3$, $\ddot{E}(X)$ 是一个具有单谷多峰超曲面。为了直观描述, 将 $K=2$ 和 $K=3$ 的分布图显示在图2中。

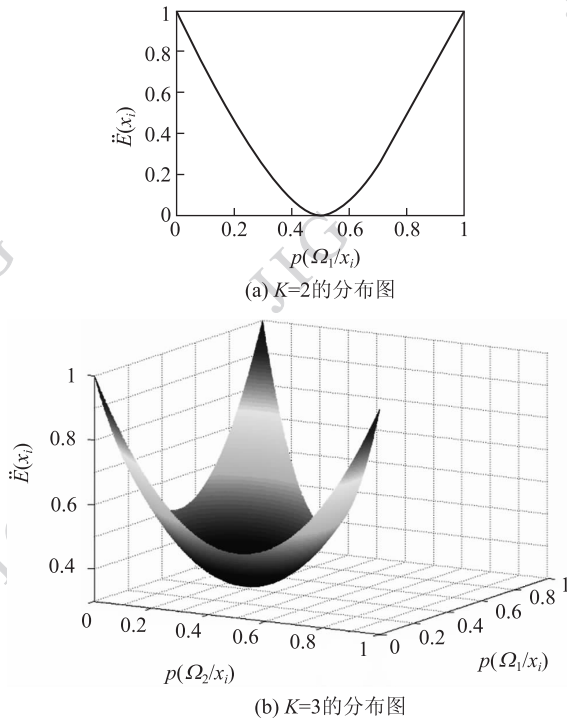


图2 $\ddot{E}(X)$ 分布图

Fig. 2 The distribution curve of $\ddot{E}(X)$

在没有噪声干扰的前提下, 图像中某一分割区域内像素的 $\Phi(X)$ 分布在其 $\Phi(X)$ 图形的同一个峰附近。而该区域边缘上的像素的 $\Phi(X)$ 分布在其 $\Phi(X)$ 图形的谷底附近。

在受噪声干扰的前提下, 图像中某一分割区域内像素的 $\Phi(X)$ 分布在其 $\Phi(X)$ 图形的不同峰附近, 而该区域边缘上的像素的 $\Phi(X)$ 分布在其 $\Phi(X)$ 图形的谷底附近。

针对上述现象, 在受噪声干扰情况下, 为了使图像中某一分割区域内的像素的 $\Phi(X)$ 分布在同一峰附近, 提出了一个新的方法, 该方法利用数学形态学膨胀操作的思想将邻域像素间的空间关系引入到像素的先验概率分布 π_j^i 中。传统的灰度级数学形态学公式为

$$(f \oplus b)(x) = \max \{f(x-y) + b(y) \mid (x-y) \in D_f; y \in D_b\} \quad (12)$$

式中, f 是被膨胀函数, b 是结构元素。

首先修改式(12), 产生了

$$\ddot{E}(x_i) \oplus b_{\varpi_i} = \max_{t \in \varpi_i} \{ \ddot{E}(x_{i-t}) \times b_{\varpi_i}(t) \} \quad (13)$$

式中, 被膨胀函数用 $\ddot{E}(X)$ 来取代图像的灰度级 f 。 b_{ϖ_i} 是新的结构元素, 它代表了 x_i 的空间邻域。

之后重新定义了结构元素 b_{ϖ_i} 。 b_{ϖ_i} 的大小与第 i 个像素的空间邻域大小一致。空间邻域的选取决定了结构元素的大小和形状, 具体可以参考传统形态学的结构元素的定义。但与传统的形态学结构元素不同的是, 该结构元素的内容发生了改变, 改进后的 b_{ϖ_i} 内容定义式如下:

像素 x_i 的后验概率分布中具有最大概率的分量决定了该像素的类别, 描述为

$$\text{Label}(x_i) = \arg \max_{j=1}^K (p(\Omega_j | x_i)) \quad (14)$$

在 ϖ_i 中, 所有像素在 $\ddot{E}(X)$ 分布中可能集中在不同的峰附近。计算每个像素的 $\ddot{E}(X)$ 之和

$$g(\varpi_i, j) = \sum_{t \in \varpi_i} \ddot{E}(x_t) \phi(x_t, j) \quad (15)$$

$$\phi(x_t, j) = \begin{cases} 1 & \text{Label}(x_t) = j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

利用式(17)在 ϖ_i 中得到了一个具有最大 $\ddot{E}(X)$ 值的峰。该峰代表了一个类别。

$$q = \arg \max_{j=1}^K (g(\varpi_i, j)) \quad (17)$$

将这个峰所代表的类别作为构建第 i 个像素的结构元素

$$b_{\varpi_i}(t) = \begin{cases} 1 & \text{Label}(x_t) = q \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

这样每一个像素的结构元素都可能不同。

图像中每个像素的 $\ddot{E}(X)$ 用结构元素式(18)进行膨胀。每个像素的新概率包含了存在于邻域像素间的空间关系, 并且通过式(19)(20)将该空间关系引入到每个像素的先验概率分布 π_j^i 中。同时 π_j^i 保持满足 $0 \leq \pi_j^i \leq 1$, 并且 $\sum_{j=1}^K \pi_j^i = 1$ 。

$$s_{\varpi_i} = \arg \max_{t \in \varpi_i} \{ \ddot{E}(x_{i-t}) \times b_{\varpi_i}(t) \} \quad (19)$$

$$\pi_j^i = p(\Omega_j | x_{s_{\varpi_i}}) \quad (20)$$

第 i 个像素 x_i 的后验概率密度函数为

$$p(x_i) = \sum_{j=1}^K \pi_j^i p(x_i | \Omega_j) \quad (21)$$

式中, 条件概率函数 $p(x_i | \Omega_j)$ 根据不同应用而选择, 默认情况为高斯分布函数。

在每次迭代计算中, 参数的似然函数定义为

$$L(\Theta) = \sum_{i=1}^N \ln \left(\sum_{j=1}^K \pi_j^i p(x_i | \Omega_j) \right) \quad (22)$$

经过 2.2 节介绍的参数估计后,利用式(6)计算出新的后验概率来对每个像素进行分类。

2.2 参数估计

在本文模型中,用高斯函数作为条件概率密度函数 $p(\mathbf{x}_i|\Omega_j)$ 。为了产生后验概率 $p(\Omega_j|\mathbf{x}_i)$,参数 $\Theta(\mu_j, \sigma_j)$ 需要通过最大化似然函数式(22)来进行优化。全部参数的数量为 $2K$,其中 K 个 μ_j 和 K 个 σ_j 。与文献[17, 25-27]中提出的模型相比,本文模型中的参数个数更少。

本文模型采用了梯度下降方法^[27]对参数进行调整从而达到似然函数式(22)的最大。

$$E(\Theta^t|\Theta^{t+1}) = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K p^t(\Omega_j|\mathbf{x}_i) \ln(\pi_j^{t+1} p^{t+1}(\mathbf{x}_i|\Omega_j)) \quad (23)$$

在梯度下降方法中,为似然函数式(22)定义了一个误差函数式(23)。因此,最大化似然函数式(22)的问题被转化为最小化误差函数式(23)。整个模型计算流程如下所示。

1) 利用 K-均值算法初始化先验概率分布 π_j^i ,均值 μ_j 和方差 σ_j 。

2) 由式(24)计算 $p^t(\Omega_j|\mathbf{x}_i)$ 。

$$p^t(\Omega_j|\mathbf{x}_i) = \frac{\pi_j^{it} p^t(\mathbf{x}_i|\Omega_j)}{\sum_{i=1}^K \pi_i^{it} p^t(\mathbf{x}_i|\Omega_j)} \quad (24)$$

式中, $p^t(\mathbf{x}_i|\Omega_j)$ 由式(3)给出, π_j^{it} 由式(20)给出。

3) 利用梯度下降方法获取新参数。

$$\Theta^{t+1} = \Theta^t - \eta \nabla E(\Theta^t) \quad (25)$$

式中, η 是速率参数,它控制梯度方法下降的速度。一般来说,这个系数应该被设置足够小,在本文模型中 $\eta = 10^{-5}$, $\nabla E(\Theta^t)$ 为

$$\nabla E(\Theta^t) = \left(\frac{\partial E(\Theta^t)}{\partial \mu_j}, \frac{\partial E(\Theta^t)}{\partial \sigma_j} \right) \quad (26)$$

式中

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial \mu_j} = - \sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j|\mathbf{x}_i) \frac{x_i - \mu_j}{\sigma_j^2} \\ \frac{\partial E}{\partial \sigma_j} = - \sum_{i=1}^N p^t(\Omega_j|\mathbf{x}_i) \left(-\frac{1}{\sigma_j} + \frac{(x_i - \mu_j)^2}{\sigma_j^3} \right) \end{cases} \quad (27)$$

4) 检查误差函数是否收敛。如果收敛条件不满足,则 $\Theta^t = \Theta^{t+1}$; 否则返回到步骤 2)。

3 实验

在图像分割实验中,不仅选择了不具备空间

约束的 GMM^[4],还选择了多个空间变化有限混合模型,其中包括 CASVFMM^[17], EGMM^[25], IDGMM^[26] 和 SNRGMM^[27] 作为对比模型。所有这些对比模型,包括本文模型,均采用高斯函数作为条件概率密度函数。所有模型采用 Matlab 语言进行实现。实验数据包括了人工合成图像和医学 CT 图像,其中,人工合成图像用于验证本文模型相对于对比模型在噪声抑制,分割精度和执行效率上的提高;医学 CT 图像用来展示本文模型在实际应用的分割效果。

3.1 人工合成图像

本实验采用的人工合成图像是一个具有 3 个灰度级[30, 125, 220]的图像,其分辨率为 128×128 。这 3 个灰度级所占比例为 37%, 29% 和 34%。该图像和它的灰度直方图如图 3(a)(d)所示。对该图像添加一系列的高斯噪声,高斯噪声水平从 (0, 0.01) 到 (0, 0.3)。本文采用文献[17]中提出的方法对受噪声干扰图像的图像分割精度进行分析。在实验过程中,每个空间变化有限混合模型分别采用了 3×3 邻域和 5×5 邻域的参数。图像分割精度数据如图 4 所示。在图 4 和图 5 中,从方差 0.01 ~ 0.1 中, GMM 和 CASVFMM 产生的精度曲线下降最快, EGMM 和 SNRGMM 产生的精度曲线下降较慢, IDGMM 和本文模型产生的精度曲线下降最为缓慢,同时本文模型的精度曲线高于其他所有模型的精度曲线。从方差 0.1 ~ 0.3 中,所有模型,包括本文模型,产生的精度曲线都发生了突然下降的趋势,但是本文模型产生的精度曲线高于其他模型产生的精度曲线。特别指出的是,整个噪

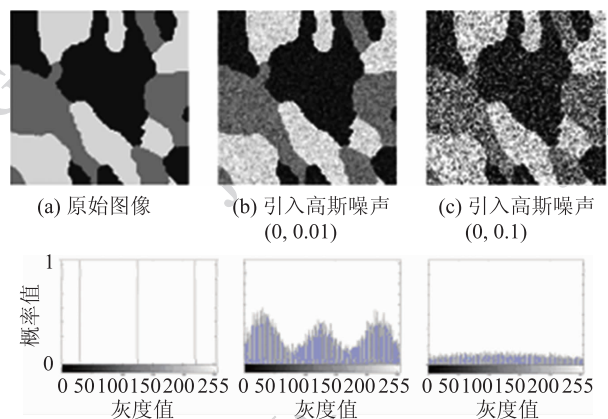


图 3 人工合成图像(图像分辨率 128×128)

Fig. 3 A synthetic image (the image resolution of 128×128)

声水平变化过程中, 方差为 0.1 处的图像分割精度可以被看作是一个转折点, 在这个点上每个模型的图像分割精度为: GMM 为 63.17%, 在 3×3 邻域参数条件下, CASVFMM 为 63.5%, EGMM 为 80.27%, SNRGMM 为 80.25%, IDGMM 为 90.72%, 本文模型为 94.99%; 在 5×5 邻域条件下, EGMM 为 80.71%, SNRGMM 为 81.22%, IDGMM 为 96.04%, 本文模型为 97.07%。通过以上数据表明了, 空间变化有限混合模型的空间邻域参数对噪声的抑制也具有一定的作用。

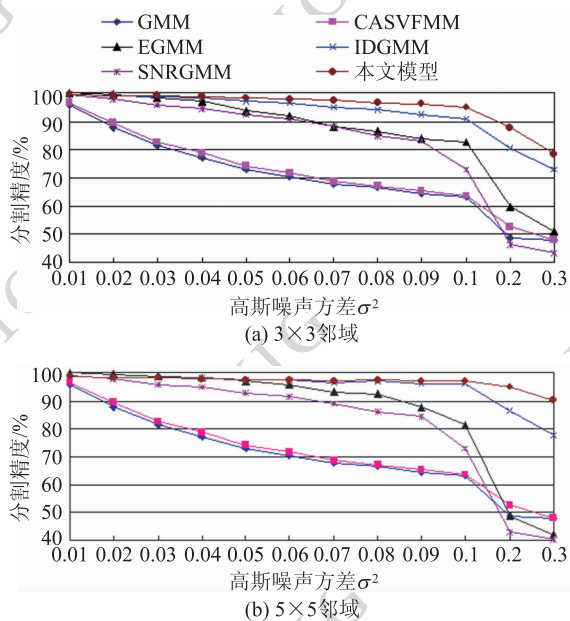


图4 图像分割精度数据曲线

Fig. 4 The curve of image segmentation accuracy

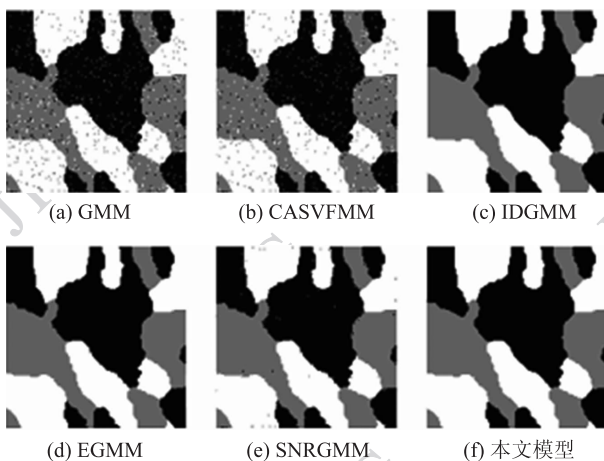


图5 引入高斯噪声(0, 0.01)和空间邻域为 3×3 的实验结果

Fig. 5 The result based on introduction of gauss noise (0, 0.01) and 3×3 spatial neighborhood

接下来, 对所有模型的图像分割效果进行对比。由于篇幅的限制, 在本节中仅给出两组对比结果, 第1组为高斯噪声(0, 0.01)和参数为 3×3 邻域的比较, 该噪声图像为图3(b), 所有模型产生图像分割结果如图5所示。其中, 图像分割效果比较好的是图5(c)(d)(f)。这个实验结果说明在此噪声水平的干扰下, 本文模型能够产生类似于其他模型产生的分割效果。第2组为高斯噪声(0, 0.1)和参数为 3×3 邻域以及 5×5 邻域的比较, 该噪声图像为图3(c)。实验结果如图6和图7所示。从图6中可以看出, 该噪声导致所有模型在 3×3 邻域的条件下都不能产生令人满意的图像分割效果。因此, 在图7中, 其中4个空间变化有限混合模型采用了 5×5 邻域的空间关系。本文模型产生的图像分割结果图7(d)要优于其他模型产生的结果。通过以上2组不同噪声水平的图像分割实验, 本文模型对噪声的抑制能力要优于其他对比模型。

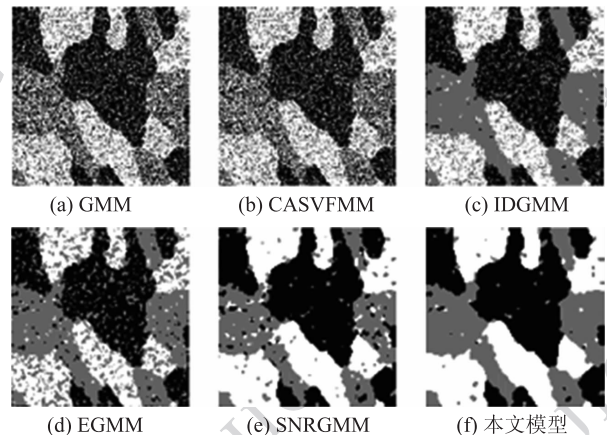


图6 引入高斯噪声(0, 0.1)和空间邻域为 3×3 的实验结果

Fig. 6 The result based on introduction of gauss noise (0, 0.1) and 3×3 spatial neighborhood

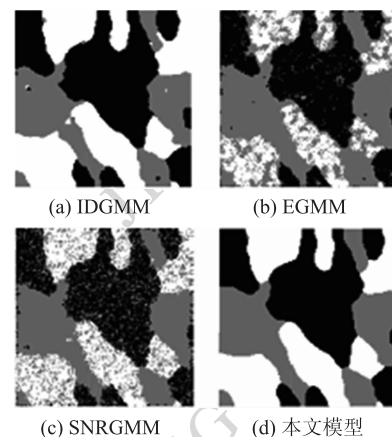


图7 引入高斯噪声(0, 0.1)和空间邻域为 5×5 的实验结果

Fig. 7 The result based on introduction of gauss noise (0, 0.1) and 5×5 spatial neighborhood

此外,还分析了本文模型的计算效率。表 1 给出了在高斯噪声(0, 0.1)和空间邻域 5×5 的实验中,所有模型花费的迭代步骤和计算时间。GMM 的计算速度最快,这主要归因于其不具有邻域空间的计算过程。虽然在其他空间变化有限混合模型中,本文模型不是计算效率最高的模型,但是综合考虑其图像分割效果和快于大部分对比模型,其计算效率还是比较令人满意的。

表 1 计算效率的比较

Table 1 Comparison of computational efficiency based on gauss noise (0, 0.1) and 5×5 spatial neighborhood

模型类型	迭代次数	计算时间/s
GMM	3	0.13
CASVFMM	15	39.37
EGMM	9	17.93
IDVGMM	3	2.92
SNRGMM	15	15.55
本文模型	5	13.91

注:实验条件为高斯噪声(0, 0.1)以及 5×5 邻域。

3.2 医学 CT 图像

在本节中,首先采用了 1 幅医学 CT 图像^[28]来测试本文模型的实际应用效果,其图像分辨率大小为 512×512 像素。该图像和它的灰度直方图如图 8 所示。由于在成像过程中受到来自外界的干扰,CT 图像会存在一定的噪声,这些噪声影响了图像中颅脑组织分割的效果,这里主要指脑组织区域与头骨区域。这些分割区域的准确提取是 CT 图像下一步分析的前提,也为类似刑事案件的分析提供有力帮助。在实验过程中,考虑到图像分辨率较大,对模型 EGMM, IDGMM, SNRGMM 和本文模型设置了空间邻域为 5×5 。图 9 描绘了对比模型和本文

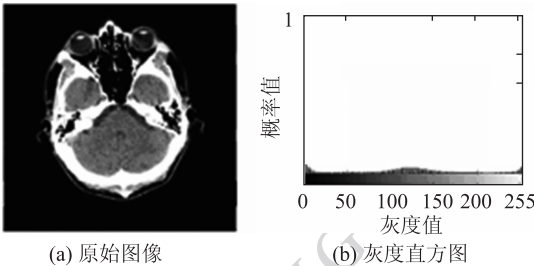


图 8 医学 CT 图像(图像分辨率 512×512 像素)
Fig. 8 Medical CT image
(the image resolution of 512×512 pixel)

模型产生的图像分割结果。在图 9(a)(b)中,GMM 和 CASVFMM 产生的结果中依然保留了大量的噪声像素点。而其他 4 个结果中,噪声被很大程度抑制。特别是在本文模型产生的结果图像中,对比其他模型,该图像中局部区域分割更为一致,边缘更为清晰和连续。特别指出的是在眼睛部分和耳朵部分的分割更为完整。

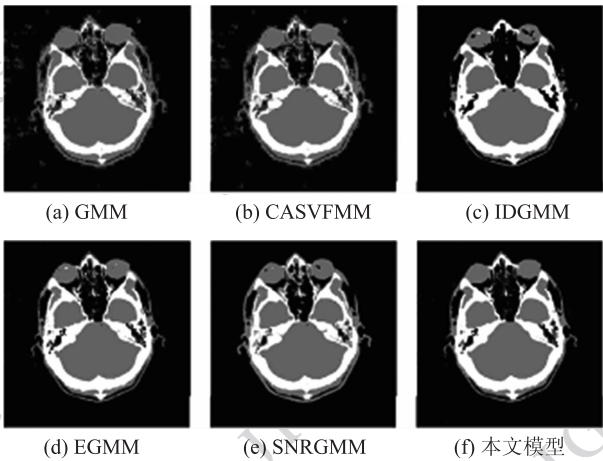


图 9 医学 CT 图像分割实验

Fig. 9 Experiment of medical CT image segmentation

然后,又从文献[29]中选取了 10 幅医学 CT 颅脑图像,并进行了专业的人工标注作为参考分割结果。通过利用本文模型和对比模型进行图像分割,其中,空间邻域采用了 5×5 ,它们的图像分割精度如图 10 所示。该分割精度是像素级别的。通过这些数据的分析可以看出,本文的分割精度略高于 IDVGMM,并且明显高于其他 4 个算法的结果。

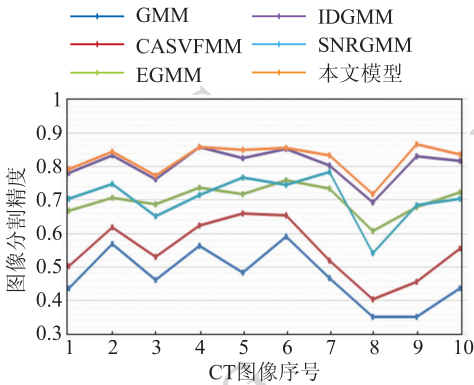


图 10 医学 CT 颅脑图像的图像分割精度对比结果
Fig. 10 The accuracy of the segmentation results of image for medical CT images

4 结 论

在本文中,提出了一种用于图像分割的空间可变有限混合模型。该模型通过利用形态学膨胀原理将邻域像素间的空间关系引入到像素的先验概率分布中,使局部邻域像素被分到同一类别中的后验概率分布趋于一致。此外,在构造空间约束过程中,与其他文献中提出的空间可变有限混合模型最主要的不同点是,空间关系来源于邻域像素的后验概率分布而不是先验概率分布。在参数估计过程中,本文模型采用了梯度下降法来提高 EM 算法的计算效率。

通过人工合成图像和医学 CT 图像的图像分割实验,本文模型在较严重噪声干扰的情况下,相比其他模型产生了图像分割效果更好的结果。虽然,本文模型的计算效率不是最高水平,但是在具有更好的图像分割效果的前提下,其计算效率优于多数具有空间约束的有限混合模型。

参考文献 (References)

- [1] Redner R A, Walker H F. Mixture densities, maximum likelihood and the EM algorithm[J]. SIAM Review, 1984, 26(2): 195-239. [DOI:10.1137/1026034]
- [2] Titterton D M, Smith A F M, Makov U E. Statistical Analysis of Finite Mixture Distributions[M]. New York: Wiley, 1985:1-243.
- [3] Nguyen T M, Wu Q M. Robust student's-t mixture model with spatial constraints and its application in medical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(1): 103-116. [DOI:10.1109/TMI.2011.2165342]
- [4] McLachlan G J, Peel D. Finite Mixture Models[M]. New York: Wiley, 2000: 1-339. [DOI:10.1002/0471721182]
- [5] Yang X Y, Krishnan S M. Image segmentation using finite mixtures and spatial information[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(9): 735-745. [DOI: 10.1016/j.imavis. 2004. 04. 003]
- [6] Permuter H, Francos J, Jermyn I. A study of Gaussian mixture models of color and texture features for image classification and segmentation[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(4): 695-706. [DOI:10.1016/j.patcog.2005.10.028]
- [7] Greenspan H, Ruf A, Goldberger J. Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR brain images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9):1233-1245. [DOI:10.1109/TMI.2006.880668]
- [8] Tohka J, Krestyannikov E, Dinov I D, et al. Genetic algorithms for finite mixture model based voxel classification in neuroimaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(5): 696-711. [DOI: 10.1109/TMI.2007.895453]
- [9] Huang Z K, Chau K W. A new image thresholding method based on Gaussian mixture model[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2): 899-907. [DOI: 10.1016/j.amc.2008.05.130]
- [10] Kai S, Fan S, Lin Y, et al. Image thresholding using a novel estimation method in generalized Gaussian distribution mixture modeling[J]. Neurocomputing, 2008, 72(1):500-512. [DOI: 10.1016/j.neucom.2007.12.015]
- [11] Zhu F, Song Y Q, Chen J M. Brain MR image segmentation based on gaussian mixture model with spatial information[C]// Proceedings of the 3rd International Congress on Image and Signal Processing. Yantai, China: IEEE Press, 2010: 1346-1350. [DOI:10.1109/CISP.2010.5648022]
- [12] Sanjay-Gopal S, Hebert T J. Bayesian pixel classification using spatially variant finite mixtures and the generalized EM algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(7): 1014-1028. [DOI: 10.1109/83.701161]
- [13] Zhang Y Y, Brady M, Smith S. Segmentation of brain MR images through a hidden markov random field model and the expectation-maximization algorithm[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(1): 45-57. [DOI: 10.1109/42.906424]
- [14] Forbes F, Peyrard N. Hidden markov random field model selection criteria based on mean field-like approximations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1089-1101. [DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1227985]
- [15] Pyun K, Lim J, Won C S, et al. Image segmentation using hidden markov gauss mixture models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1902-1911. [DOI:10.1109/TIP.2007.899612]
- [16] Blekas K, Likas A, Galatsanos N P, et al. A spatially constrained mixture model for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(2): 494-498. [DOI:10.1109/TNN.2004.841773]
- [17] Nikou C, Galatsanos N P, Likas A C. A class-adaptive spatially variant mixture model for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(4): 1121-1130. [DOI: 10.1109/TIP.2007.891771]
- [18] Bouguila N, Ziou D, Vaillancourt J. Unsupervised learning of a finite mixture model based on the dirichlet distribution and its application[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(11):1533-1543. [DOI:10.1109/TIP.2004.834664]
- [19] Bouguila N, Ziou D. A powerful finite mixture model based on the generalized dirichlet distribution: unsupervised learning and applications[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge UK: IEEE Press, 2004:280-283. [DOI: 10.1109/TIP.2004.834664]
- [20] Nasios N, Bors A G. Variational learning for Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernet-

- ics-Part B: Cybernetics, 2006, 36 (4): 849-862. [DOI: 10.1109/TSMCB.2006.872273]
- [21] Sfikas G, Nikou C, Galatsanos N P. Edge preserving spatially varying mixtures for image segmentation [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, Alaska, USA: IEEE Press, 2008: 1-7. [DOI: 10.1109/CVPR.2008.4587416]
- [22] Sfikas G, Nikou C, Galatsanos N P, et al. MR brain tissue classification using an edge-preserving spatially variant Bayesian mixture model [C]// Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. New York, USA: Springer, 2008: 43-50. [DOI: 10.1007/978-3-540-85988-8_6]
- [23] Nikou C, Likas A C, Galatsanos N P. A bayesian framework for image segmentation with spatially varying mixtures [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19 (9): 2278-2289. [DOI: 10.1109/TIP.2010.2047903]
- [24] Tang H, Dillenseger J L, Xu D B, et al. A vectorial image soft segmentation method based on neighborhood weighted Gaussian mixture model [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33 (8): 644-650. [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2009.07.001]
- [25] Nguyen T M, Wu Q M, Ahuja S. An extension of the standard mixture model for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21 (8): 1326-1338. [DOI: 10.1109/TNN.2010.2054109]
- [26] Nguyen T M, Wu Q M. Dirichlet Gaussian mixture model: application to image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29 (12): 818-828. [DOI: 10.1016/j.imavis.2011.09.001]
- [27] Nguyen T M, Wu Q M. Gaussian-Mixture-Model-Based spatial neighborhood relationships for pixel labeling problem [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2012, 42 (1): 193-202. [DOI: 10.1109/TSMCB.2011.2161284]
- [28] Ciscel A. Normal CT scan of the head [EB/OL]. 2005-08-12 [2006-09-04]. http://en.wikipedia.org/wiki/File:Head_CT_scan.jpg.
- [29] 脑部 CT 图像 [DB/OL]. [2014-08-28]. http://image.baidu.com/i?tn=baiduimage&ipn=r&ct=201326592&cl=2&lm=-1&st=-1&fm=result&fr=&sf=1&fmq=1405752803029_R&pv=&ic=0&nc=1&z=&se=1&showtab=0&fb=0&width=&height=&face=0&istype=2&ie=utf-8&word=脑部CT图像.