

基于邻域信息的 B 样条密度模型的医学图像分割研究

刘 哲^{1,2} 宋余庆¹ 包 翔¹

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)¹ (吉林师范大学计算机学院 四平 136000)²

摘要 针对有参混合模型的聚类算法需要假设模型为某种已知的参数模型而存在模型不匹配及应用于图像分割时对噪声比较敏感的问题,提出了一种基于空间邻域信息的 B 样条密度模型的图像分割方法。首先,通过构建基于规范化的 B 样条密度函数的非参数混合模型,定义空间信息函数,使得分割模型具有空间邻域信息;其次,利用非参数 B 样条期望最大(NNBEM)算法估计密度模型的未知参数;最后根据贝叶斯准则实现图像的分割。该图像分割方法不需要假设图像符合某种模型,就可以克服实际数据分布与假设图像模型不一致的问题。此方法有效克服了“模型失配”问题,而且有力抑制了噪声点,同时很好地保留了边界的特性。分别对模拟图像进行仿真,验证了基于空间邻域信息的 B 样条密度模型的分割方法的有效性。

关键词 空间信息,图像分割,B样条密度函数,混合模型,贝叶斯准则

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.063

Medical Image Segmentation Based on Non-parametric B-spline Density Model with Spatial Information

LIU Zhe^{1,2} SONG Yu-qing¹ BAO Xiang¹

(School of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)¹

(School of Computer Science, Jilin Normal University, Siping 136000, China)²

Abstract Because finite mixture model for parameters estimation method partially depends on the prior assumption and is sensitive to noise in image segmentation, a non-parametric medical image B-spline density model with spatial information segmentation method was proposed in this paper. First, the image non-parametric B-spline density model was designed, and spatial information function was defined in order to make the model with spatial neighborhood information. Secondly, non-parametric B-spline expectation maximum(NNBEM) algorithm was used to estimate the unknown parameter of the density model. Finally, image was clustered according to the Bayesian criterion. This method effectively overcome the model mismatch problem, which is not only effective to deal with noisy, but also reserve edge property well. The experimental results about the simulation image segmentation show the effectiveness of this method.

Keywords Spatial information, Image segmentation, B-spline density function, Mixture models, Bayesian criterions

1 引言

医学图像分割是把图像中具有特殊含义的不同区域分割开来,并使分割结果尽可能地接近解剖结构,从而为临床诊疗和病理学研究提供可靠依据,是目前医学图像处理中的重要研究内容之一。聚类是一种常用的图像分割技术,多年来已经有大量基于聚类的图像分割算法被提出,例如 K 均值^[1]、模糊 C 均值^[2]、核密度聚类^[3]、有限混合模型^[4]等分割算法。其中有限混合模型是一种富有柔韧性和强有力的建模概率统计工具。任何有对数据进行统计建模的地方,诸如模式识别、计算机视觉、信号与图像分析、机器学习等,都可见到混合密度函数的运用。

混合模型的核心问题是分量密度函数的选择。Thanh 等

人^[5]提出了一种基于学生 T 分布的混合模型用于图像分割,其充分考虑了图像邻域像素的空间信息并分配权重,具有良好的性能和优越性。Nara 等人^[6]提出了基于半监督聚类的高斯混合模型图像分割方法,加快了收敛速度并提高了分割精度。Wang 等人^[7]提出了自适应模型用于图像分割,该模型能够自适应调整权重函数,并利用了 GAC 模型在区域具有丰富纹理或边缘,以及 CV 模型在平滑局部区域等优点。为了将 3D 扫描装置测得的工业设计对象进行稳健的分割, Rasoul Khayati^[8]提出了自适应混合模型和马尔科夫随机场核磁共振图像分割方法,但对于含有噪声的医学图像分割结果仍不理想。求解分量密度函数采取参数估计方法,是建立在被观察对象符合某种特定的参数模型基础之上的。为了简化待分析问题的复杂性,所选择的模型通常被限制在人们熟

到稿日期:2014-01-27 返修日期:2014-03-05 本文受江苏省自然科学基金(BK20130529),教育部博士点基金(20113227110010),吉林教育厅“十二五”科学技术研究项目(吉教科合字[2013]第 448 号),江苏省博士后科研资助计划项目(1202037C),中国博士后科学基金(2013M541616)资助。

刘 哲(1982-),女,博士,讲师,主要研究方向为图像处理、模式识别、数据挖掘, E-mail: lxxc1016@gmail.com; 宋余庆(1959-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、数据挖掘; 包 翔(1991-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理。

知的几种分布范围内。参数模型的基本假设与实际的物理模型之间常常存在较大的差异,即存在“模型失配”问题。这种带有先验性质的方法并非总能给出对实际问题的恰当描述。文献[9]提出基于核密度估计(Kernel Density Estimate, KDE)的非参数的聚类方法,该方法可以有效地实现腹部CT图像的分割,但是随着样本量增加,计算量也不断增大,而且存在平滑参数难以自适应估计及计算速度比较慢等缺点;为此,文献[10]提出了无监督的非参数正交多项式密度模型来实现图像的分割,但是随着样本量的增加,正交多项式密度估计以恒速率收敛,而且正交多项式密度估计是一个函数而不是概率密度函数。传统的参数估计方法已不能适应现代数据分析研究的需求。传统的图像分割方法往往不考虑图像的空间信息,导致分割的区域不连续,在噪声区域和部分体积效应边界处有误分割现象。

为此,提出了一种基于空间信息的B样条密度模型的医学图像分割方法。采用具有空间邻域信息的非参数混合模型可处理任意形式的概率分布,不存在“模型失配”问题,同时具有很强的抗噪性能。首先定义图像的具有空间信息非参数B样条密度估计模型,然后通过NNBEM算法多次迭代估计密度模型的参数;最后使用贝叶斯准则对图像进行分类,得到最终图像分割结果。通过对模拟MR脑图像和真实医学CT图像的分割,验证了本文方法比没有空间信息的非参数B样条密度模型分割方法分割效果好。

2 非参数B样条密度模型

非参数的密度估计方法^[11]是直接根据样本数据估计总体的密度,然后用估计得到的密度分布来描述数据总体。目前非参数密度估计方法多种多样,主要有频率直方图估计、核密度估计(Kernel density estimate)、正交序列估计(Orthogonal series estimate)、最近邻估计(nearest neighbor estimate)、样条函数密度估计等,主要应用于社会科学、物理科学、生物科学以及各种工程技术等领域,本文所采用的是非参数B样条密度估计方法。

2.1 传统的混合模型

$X^T = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}^T$ 是 d 维随机变量, X_i 间相互独立, $x^T = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T$ 是随机样本 X^T 的一个观测值。 $P_i(x|\theta_i)$ ($i=1, 2, \dots, m$) 是对应的概率密度函数, 其中, $x \in R^d$ 是 X_i 的取值, θ_i 是密度模型的参数。通过多个概率密度函数的混合构建混合模型, 若将 X_i 的样本按一定权重混合后, 再从中任取一个进行观察, 则其概率密度函数为:

$$P(x|\theta) = \sum_{i=1}^m \alpha_i P_i(x_i|\theta_i) \quad (1)$$

其中, m 表示混合模型的分支数目, α_i 为混合比例或权重, 满足 $\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq 1, \theta$ 是模型的参数空间, $\theta = (\alpha_1, \dots, \alpha_m, \theta_1, \dots, \theta_m)$ 。若当分量密度函数 $P_i(x|\theta_i)$ 的分布形式确定, 模型就成为该分支的混合模型, 称式(1)为一个 m 分支的混合密度函数。EM(Expectation Maximization)算法是有限混合模型常用的参数估计方法。

在有限概率混合模型中, 最常见的是高斯混合模型(Gaussian Mixture Model), 模型中的每个高斯密度函数的未知参数 $\theta = (\alpha_1, \mu_1, \sum_1, \alpha_2, \mu_2, \sum_2, \dots, \alpha_k, \mu_k, \sum_k)$, μ_k 为均值, \sum_k 为协方差, 则用EM算法^[12]进行极大似然估计, 该算法如

下:

(1)初始化:根据样本数据对混合模型中各密度分布参数 θ 进行赋初值;

(2)E步:计算在第 n 次迭代时, 样本 i 属于第 j 类的后验概率 $P_j^n(x_i)$:

$$P_j^n(x_i) = \frac{\alpha_j^n f(x_i|\theta_j^n)}{\sum_{j=1}^k \alpha_j^n f(x_i|\theta_j^n)} \quad (2)$$

(3)M步:当期望值到达极大值时求解新参数, 即 μ, \sum_j 及 α_j , 用于下次迭代:

$$\alpha_j^{n+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_j^n(x_i) \quad (3)$$

$$\mu_j^{n+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i P_j^n(x_i)}{\sum_{i=1}^n P_j^n(x_i)} \quad (4)$$

$$\sum_j^{n+1} = \frac{\sum_{i=1}^n P_j^n(x_i)(x_i - \mu_j^{n+1})(x_i - \mu_j^{n+1})^T}{\sum_{i=1}^n P_j^n(x_i)} \quad (5)$$

(4)不断地交替执行E步和M步, 满足结束条件则停止迭代。

2.2 非参数B样条密度模型

在数学的子学科数值分析中, B-样条是样条曲线的一种特殊表示形式, 它是B样条基曲线的线性组合。B样条是Bezier曲线的一种一般化, 采用逼近原理构造曲线、曲面, 是目前广泛使用的一种数据拟合方法。

Curry和SchCoenberg提出 d 次 ($d=1, 2, \dots$) k ($k=1, 2, \dots$) 个节点的每个B样条曲线段表示为:

$$f(x) = \sum_{m=1}^{d+k} b_m B_m^d(x), a < x < b \quad (6)$$

其中, b_m 是需要被估计的未知参数, $x \in R$, 基函数 $B_m^d(x)$ ($d=2$) 定义为:

$$B_m^2(x) = \begin{cases} \frac{(x-x_m)^2}{(x_{m+1}-x_m)(x_{m+2}-x_m)}, & x \in [x_m, x_{m+1}) \\ \frac{1}{(x_{m+2}-x_{m+1})} \left[\frac{(x-x_m)(x_{m+2}-x)}{(x_{m+2}-x_m)} + \frac{(x-x_{m+1})(x_{m+3}-x)}{(x_{m+3}-x_{m+1})} \right], & x \in [x_{m+1}, x_{m+2}) \\ \frac{(x_{m+3}-x)^2}{(x_{m+3}-x_{m+1})(x_{m+3}-x_{m+2})}, & x \in [x_{m+2}, x_{m+3}) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $0 \leq B_m^2(x) \leq 1, \sum_{m=0}^{\infty} B_m^2(x) = 1$ 。

设 n 个独立同分布 f 的随机样本是 x_1, x_2, \dots, x_n , B样条密度函数估计为:

$$f(x) = \sum_{m \geq 0} b_m B_m^2(x) \quad (8)$$

其中, $x \in R, b_m \geq 0, \sum_{m=0}^{\infty} b_m = 1$ 。为了估计 f , 需要估计未知向量 $b = (b_0, b_1, \dots, b_m, \dots)$ 。如果 $N = \inf\{k \geq 0; B_k^2(x_j) = 0, \forall j = 1, \dots, n\}$, 则 $b = (b_1, \dots, b_{N-1})$, 则B样条密度函数估计被定义为:

$$f_N(x) = \sum_{m=0}^{N-1} b_m B_m^2(x) \quad (9)$$

其中, $b_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n B_m^2(x_i)$ 。

3 基于邻域信息的非参数 B 样条密度模型的图像分割

3.1 基于邻域信息非参数 B 样条密度模型

像素 x_i 的邻域像素 \bar{x}_i 属于第 j 类模型的概率为 $p(j|\bar{x}_i)$, $NB(x_i)$ 表示中心像素是 x_i 的方形窗口内的邻域像素, 定义

$$h_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k \in NB(x_j)} P(j|\bar{x}_k) \quad (10)$$

为当前像素 x_i 的空间信息函数。其中 n 表示邻域大小, 包括 4 邻域, 8 邻域或 24 邻域。

j 类模型混合权重为 ω_j , 密度函数为 $f_j(x|\theta_j)$, 定义像素 x_i 的邻域信息属于第 j 类模型的概率为:

$$P^{NB}(j|x_i) = \frac{\omega_j h_{ij} f_j(x_i|\theta_j)}{\sum_{j=1}^K \omega_j h_{ij} f_j(x_i|\theta_j)} \quad (11)$$

由混合模型理论可知, 像素 x_i 属于不同类概率必须满足归一性, 概率和为 1。对式(11)在 k 值全空间求和为 1, 所以文中定义的邻域信息加权概率也满足归一性。

3.2 基于邻域信息的非参数 B 样条密度模型图像分割算法

构建的基于空间邻域信息的非参数规范化的 B 样条密度模型, 直接根据样本数据估计该数据场的概率密度函数, 并根据上文设计的邻域信息求得加权概率。模型中参数 $\theta_k = (b_{0,k}, \dots, b_{N-1,k})$, 图像样本数据分类数 $k=1, \dots, K$, $f_N(x) = f(x|\theta_k)$ 。基于非参数规范化的 B 样条模型的 EM 算法(non-parametric Normalized B-spline Expectation Maximization, NNBEM)估计构建模型的参数, 则图像分割的算法如下:

(1)初始化: 对于观测样本大小为 N , 分类数为 K 的图像数据, 根据 K-means 算法进行初始划分, 对模型参数进行初始化:

$$\omega_j = \frac{n_j}{n} \quad (12)$$

$$b_{l,j}^0 = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} B_l^0(x_{ij}) \quad (13)$$

其中, n_j 是第 j 类包含的样本个数, $l=0, \dots, N-1$ 。

(2)E-步: 在 n 次迭代时, 像素 x_i 属于第 j 类的后验概率 $P_k^{NB(n)}(x_i)$:

$$P_j^{NB(n)}(x_i) = \frac{\omega_j^n h_{ij}^n f(x_i|\theta_j^n)}{\sum_{l=1}^K \omega_l^n h_{il}^n f(x_i|\theta_l^n)} \quad (14)$$

(3)M-步: 根据 E-步计算求得后验概率, 则第 $n+1$ 次模型各系数更新公式如下:

$$\omega_j^{n+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_j^{NB(n)}(x_i) \quad (15)$$

$$b_{k,l}^{n+1} = \frac{\sum_{i=1}^N B_l^n(x_i) P_k^n(x_i)}{\sum_{i=1}^N P_k^n(x_i)} \quad (16)$$

其中, $m=0, \dots, K_{N_j^{n+1}}, K_{N_j^{n+1}} = \text{int}[(N_j^{n+1})^{1/3}], N_j^{n+1} = N\omega_j^{n+1}$ 。

(4)满足结束条件则停止迭代, 否则转 E-步继续迭代。

(5)根据贝叶斯准则, 对像素 x_i 属于第 j 类的后验概率 $P_j^{NB}(x_i)$ 进行分类:

$$j(x_i) = \arg[\max_{1 \leq j \leq K} \{P_j^{NB}(x_i)\}] \quad (17)$$

其中, $j(x_i)$ 表示像素 x_i 的类别标签。

4 实验

我们选取人工合成图像和来自 Brainweb 网站提供的金

标准的模拟脑部 MR 图像^[13]进行实验, 本实验使用 Dell 公司图像专用工作站, CPU 为 Intel 酷睿 i5 处理器, 速度 1.6GHz, 内存 4Gb, 硬盘 500Gb, matlab2010 作为实验开发工具。

为了量化评估各种算法的分割效果, 采用文献[14]提出的图像分割质量评价标准, 如下:

$$F(I) = \frac{1}{1000(M \times N)} \sqrt{R} \sum_{i=1}^R \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (18)$$

其中, I 为分割后图像, $M \times N$ 为图像大小, R 为图像分割的类别数, A_i 为第 i 个区域的面积即像素总个数, e_i 为第 i 个区域的平均颜色错误数, 其定义为:

$$e_i = \sum_{j=1}^{A_i} |C_{1r}^i - C_{2r}^i| \quad (19)$$

其中, C_1 和 C_2 分别表示分割前图像和分割后图像, x 表示医学图像灰度值。 F 值越小, 分割效果越好。

为了量化评估各种算法的分割效果, 采用文献[15]提出的分类正确率(Correct Classification Ratio, CCR):

$$CCR = \sum_{j=1}^K \frac{|GT_j \cap Seg_j|}{|GT_j|} \quad (20)$$

其中, GT_j 表示第 j 个聚类的真实结果, Seg_j 表示第 j 个聚类的算法分割结果, $GT = \bigcup_{j=1}^K GT_j$, $CCR \in [0, 1]$, 数值越大, 分割效果越好。

4.1 人工合成图像

采用人工合成图像, 并叠加方差为 25 的零均值高斯噪声进行分割对比实验, 图像灰度取值范围 $\Omega = \{0, 1, \dots, 255\}$, 有 4 个聚类 $\Lambda = \{1, 2, 3, 4\}$, 图像大小为 237×237 。

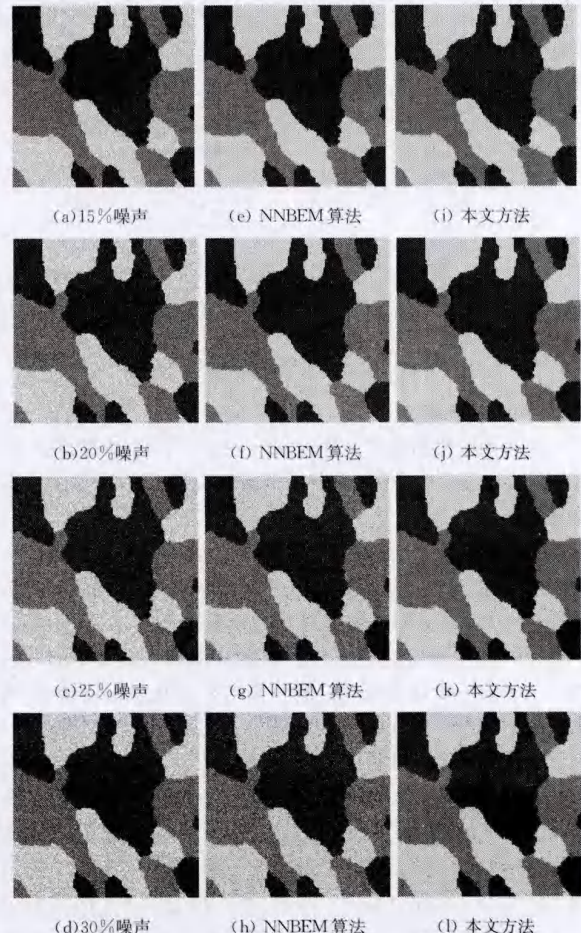


图1 加高斯噪声人工合成图像不同方法的分割结果

如图1所示,其中(a)、(b)、(c)、(d)为加噪图像,(e)、(f)、(g)、(h)为NNBEM分割结果,(i)、(j)、(k)、(l)为本文提出方法分割结果。从分割结果看,NNBEM对噪声比较敏感,主要原因在于该方法仅仅考虑了图像的灰度信息,忽视了像素间的关联信息;而本文提出的方法考虑了空间信息,对图像噪声具有很强的鲁棒性,由于考虑了空间信息,本文所提方法消除噪声效果最好,而且边界保持较好。

表1列出几种分割方法在 $\sigma=15, 20, 25, 30$ 不同零均值高斯噪声水平下的CCR。由表1数据可以看出,随着噪声方差的增加,各种方法分割结果的CCR值不断减小,但是本文提出的方法要好于未加空间信息的NNBEM方法,CCR都在98%以上;而在同样的噪声水平下,特别是当噪声的方差很大时,本文所提方法的CCR明显高于NNBEM,具有较好的分类正确率。

表1 不同噪声水平下人工图像分割结果的CCR比较

噪声水平	NNBEM	Our Method
$\sigma=15$	0.9971	0.9998
$\sigma=20$	0.9791	0.9992
$\sigma=25$	0.9445	0.9905
$\sigma=30$	0.9040	0.9720

用非参数B样条模型分割方法(NNBEM)^[16]和本文提出的方法进行分割实验比较,选定式(18)图像分割质量评价标准F作为分割结果的评价测度。图2示出不同噪声水平下,两种方法分割结果的F值。从图2可以看出,随着噪声水平的提高,非参数B样条密度模型NNBEM算法分割结果的F值比本文所提方法的大,而本文提出方法的F值比NNBEM算法的F值小,分割效果明显优于非参数B样条密度模型图像分割方法。

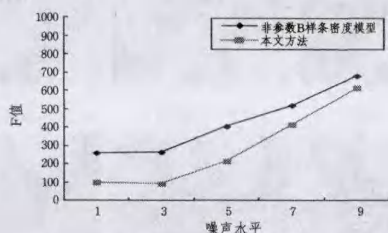


图2 不同噪声水平下分割结果F值比较

4.2 模拟脑部图像

实验用的模拟脑部图像数据由 181×217 个像素组成,层厚1mm,T1加权。设定分割类别数为白质、灰质、脑髓液和背景等4类。

本文选取的是图像序列中第90个2D图像及其相应不同噪声图像(见图3)。图3(a)~(d)为不同水平的噪声图像,图3(e)~(h)是各图像非参数混合模型的分割结果,图2(i)~(l)为本文基于空间信息的非参数B样条密度模型的分割结果。非参数B样条密度模型分割结果对噪声比较敏感,而本文提出的基于空间邻域信息的非参数B样条密度模型分割算法具有一定的抗噪能力,分割效果好。

表2列出几种分割方法在 $\delta=3, 5, 7, 9$ 不同零均值高斯噪声水平下的CCR。由表2数据可以看出,随着噪声方差的增加,各种方法分割结果的CCR值不断减小,但是本文提出的方法要好于未加空间信息的NNBEM方法,CCR都在95%以上;而在同样的噪声水平下,本文提出方法的CCR明显高于NNBEM,噪声越大,分割效果越好,抗噪性越强。

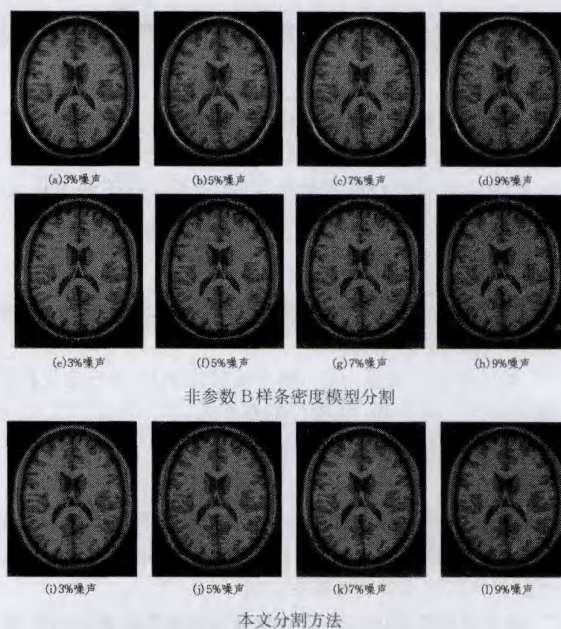


图3 不同噪声下图像分割实验结果比较

表2 不同噪声水平下人工图像分割结果的CCR比较

噪声水平	NNBEM	Our Method
$\sigma=3$	0.9393	0.9827
$\sigma=5$	0.9025	0.9734
$\sigma=7$	0.8973	0.9679
$\sigma=9$	0.8747	0.9514

为了验证本文提出算法的可行性及有效性,选定式(18)图像分割质量评价标准F对非参数B样条模型分割方法和本文提出的方法进行分割实验比较。图4示出不同噪声水平下,两种方法分割结果的F值。从图4可以看出,随着噪声水平的提高,本文提出方法的F值比NNBEM算法的F值小,分割效果明显优于非参数B样条密度模型图像分割方法。

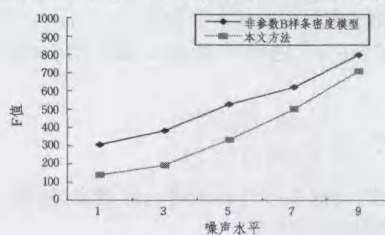


图4 不同噪声水平下分割结果F值比较

结束语 本文提出了一种基于空间邻域信息的非参数B样条密度模型图像分割方法。定义空间邻域信息的非参数的B样条密度模型,利用BNNEM算法估计B样条密度模型的参数。此方法由于不需要对模型作任何假设,因此有效地克服了模型失配的问题,并且通过定义空间邻域信息函数,设计了空间邻域信息加权类概率。实验结果表明:本文分割方法有效地克服了噪声问题,并且对于目标对象的边缘效应显著。

参考文献

- [1] Yao Hong, Duan Qing-ling, Li Dao-liang, et al. An improved k-means clustering algorithm for fish image segmentation [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3/4): 790-798

- [8] Cristinacce D, Cootes T. Automatic feature localisation with constrained local models[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(10): 3054-3067
- [9] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Pictorial structures for object recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 61(1): 55-79
- [10] Cootes T F, Taylor C J. Combining point distribution models with shape models based on finite element analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 1995, 13(5): 403-409
- [11] Rogers M, Graham J. Robust active shape model search[M]// *Computer Vision—ECCV 2002*. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 517-530
- [12] Cootes T F, Taylor C J. A mixture model for representing shape variation[J]. *Image and Vision Computing*, 1999, 17(8): 567-573
- [13] Romdhani S, Gong S, Psarrour A. A Multi-View Nonlinear Active Shape Model Using Kernel PCA[C]// *BMVC*. 1999: 483-492
- [14] Huang Y, Liu Q, Metaxas D N. A component-based framework for generalized face alignment[J]. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, *IEEE Transactions on Biometrics Compendium*, *IEEE*, 2011, 41(1): 287-298
- [15] Yan S, Liu C, Li S Z, et al. Face alignment using texture-constrained active shape models[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 69-75
- [16] Jiao F, Li S, Shum H Y, et al. Face alignment using statistical models and wavelet features[C]// *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003. *IEEE*, vol. 1, 2003: 321-327
- [17] Zuo F. Fast facial feature extraction using a deformable shape model with haar-wavelet based local texture attributes[C]// *2004 International Conference on Image Processing (ICIP'04)*. *IEEE*, 2004, 3: 1425-1428
- [18] Hare S, Saffari A, Torr P H S. Efficient online structured output learning for keypoint-based object tracking [C]// *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. *IEEE*, 2012: 1894-1901
- [19] Zhao M, Li S Z, Chen C, et al. Shape evaluation for weighted active shape models[C]// *Proc. of the Asian Conference on Computer Vision*. 2004: 1074-1079
- [20] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection[J]. *International journal of computer vision*, 2004, 57(2): 137-154
- [21] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern recognition*, 2009, 42(3): 425-436
- [22] Milborrow S, Morkel J, Nicolls F. The MUCT landmarked face database[J]. *Pattern Recognition Association of South Africa*, 2010, 201
- [23] Rowley H A, Baluja S, Kanade T. Neural network-based face detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(1): 23-38
- [24] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief, Binary robust independent elementary features[M]// *Computer Vision-ECCV 2010*. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 778-792
- [25] Milborrow S, Nicolls F. Locating facial features with an extended active shape model[M]// *Computer Vision-ECCV 2008*. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 504-513
- [26] 韩玉峰, 王小林. 一种基于改进的 ASM 的人脸特征点定位方法[J]. *计算机科学*, 2013, 40(4): 271-274

(上接第 296 页)

- [2] Zhao Feng, Fan Jiu-lun, Liu Han-qiang. Optimal-selection-based suppressed fuzzy c-means clustering algorithm with self-tuning non local spatial information for image segmentation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(9): 4083-4093
- [3] Wu Peng-fei, Liu Yi-guang, Li Yong-zhong, et al. TRUS image segmentation with non-parametric kernel density estimation shape prior[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(6): 764-771
- [4] Nguyen T M, Wu Q M J, Mukherjee D, et al. A finite mixture model for detail-preserving image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(11): 3171-3181
- [5] Nguyen M T, Wu Q M J, Mukherjee D, et al. A finite mixture model for detail-preserving image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(11): 3171-3181
- [6] Portela N M, Cavalcanti G D C, Ren T I. Semi-supervised clustering for MR brain image segmentation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(4): 1492-1497
- [7] Wang X, Fang L, Li M. Image segmentation based on adaptive mixture model[J]. *Journal of Optics*, 2013, 15(3): 035407
- [8] Khayati R, Vafadust M, Towhidkhah F, et al. Fully automatic segmentation of multiple sclerosis lesions in brain MR FLAIR images using adaptive mixtures method and Markov random field model[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, 38(3): 379-390
- [9] Xie Cong-hua, Song Yu-qing, Liu Zhe. Density-based Clustering Algorithm Using Kernel Density Estimation and Hill-down Strategy[J]. *Journal of Information & Computational Science*, 2010, 7(1): 135-142
- [10] 刘哲, 宋余庆, 陈健美, 等. 基于二类切比雪夫正交多项式非参数混合模型的图像分割[J]. *计算机研究与发展*, 2011, 11(48): 2008-2014
- [11] Zribi M, Ghorbel F. An unsupervised and non-parametric Bayesian classifier[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003(24): 97-112
- [12] Melnykov V, Melnykov I. Initializing the EM algorithm in Gaussian mixture models with an unknown number of components[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2012, 56(6): 1381-1395
- [13] BrainWeb; Simulated Brain Database [OL]. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>
- [14] Zhang Hui, Jason E, Fritts B, et al. GoldmanImage segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(2): 260-280
- [15] Nikou C, Galatsanos N, Likas A. A class-adaptive spatially variant mixture model for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(4): 1121-1130
- [16] 刘哲, 谭振江, 王洪君. 基于规范化的 B 样条密度模型的聚类算法[J]. *吉林大学学报: 信息科学版*, 2014, 31(5): 522-527