



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

2015
12
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第20卷第12期（总第236期）

2015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
中文核心期刊

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@radi.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

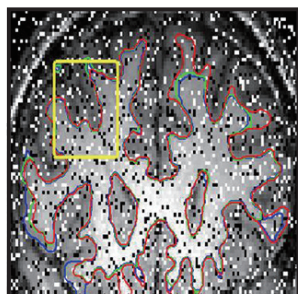
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

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

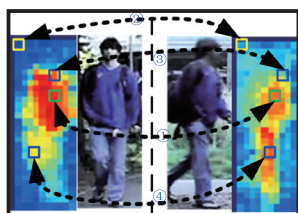
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

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



融合全局和局部相关熵的图像分割(第1619页)



多方向显著性权值学习的行人再识别(第1674页)



混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类(第1689页)

综述

遥感影像变化检测算法综述

佟国峰, 李勇, 丁伟利, 岳晓阳1561

图像处理和编码

紧框架域混合正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 马松岩, 边素轩1572

色彩熵在图像质量评价中的应用

徐琳, 陈强, 汪青1583

图像分析和识别

字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割

时永刚, 王东青, 刘志文1593

阈值标记的分水岭彩色图像分割

张海涛, 李雅男1602

改进K-means活动轮廓模型

张倩颖, 吴纪桃, 谢晓振, 王晓涛1612

融合全局和局部相关熵的图像分割

黄扬, 郭立君, 张荣1619

递进的迭代脉冲噪声检测

孙劲光, 黄旭1629

对数极坐标系下尺度不变特征点的检测与描述

陶涛, 张云1639

子块鉴别分析的路面裂缝检测

钱彬, 唐振民, 徐威, 陶玉婷1652

多尺度构图先验的显著目标检测

王娇娇, 刘政怡1664

多方向显著性权值学习的行人再识别

陈莹, 霍中花1674

基于最大相关熵准则的2维主成分分析

赵丽美, 贾维敏, 王标标, 于强1684

遥感图像处理

混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类

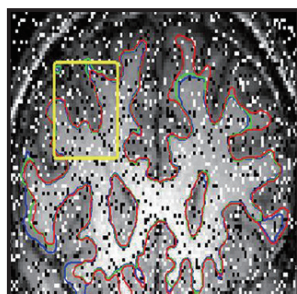
高红民, 李臣明, 王艳, 谢科伟, 陈玲慧, 何振宇1689

InSAR中应用可靠度导向改进的分级表相位展开算法

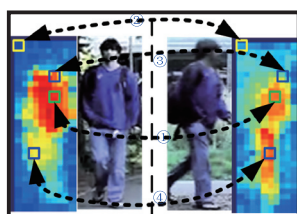
宋芳, 李勇, 余涛1699

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm(P1612)



Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning(P1674)



Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning(P1689)

Review

Review of remote sensing image change detection

Tong Guofeng, Li Yong, Ding Weili, Yue Xiaoyang 1561

Image Processing and Coding

Applying a hybrid regularization model in a tight frame domain to image restoration

Li Xuchao, Ma Songyan, Bian Suxuan 1572

Application of color entropy to image quality assessment

Xu Lin, Chen Qiang, Wang Qing 1583

Image Analysis and Recognition

Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation

Shi Yonggang, Wang Dongqing, Liu Zhiwen 1593

Watershed algorithm of color image segmentation with threshold mark

Zhang Haitao, Li Yanan 1602

Improved K-means active contours stem

Zhang Qianying, Wu Jitao, Xie Xiaozhen, Wang Xiaotao 1612

Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm

Huang Yang, Guo Lijun, Zhang Rong 1619

Progressive iterative impulse noise detection

Sun Jinguang, Huang Xu 1629

Detection and description of scale-invariant keypoints in log-polar space

Tao Tao, Zhang Yun 1639

Pavement crack detection algorithm based on sub-patch discriminant analysis

Qian Bin, Tang Zhenmin, Xu Wei, Tao Yuting 1652

Multi-scale saliency detection based on composition prior

Wang Jiaojiao, Liu Zhengyi 1664

Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning

Chen Ying, Huo Zhonghua 1674

Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion

Zhao Limei, Jia Weimin, Wang Biaobiao, Yu Qiang 1684

Remote Sensing Image Processing

Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning

Gao Hongmin, Li Chenming, Wang Yan, Xie Kewei, Chen Linghui, He Zhenyu 1689

Reliability-guided phase unwrapping algorithm based on improved classification table for InSAR

Song Fang, Li Yong, Yu Tao 1699

中图法分类号: TP39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)12-1593-09

论文引用格式: Shi Y G, Wang D Q, Liu Z W. Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(12): 1593-1601. [时永刚, 王东青, 刘志文. 字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1593-1601.] [DOI:10.11834/jig.20151204]

字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割

时永刚, 王东青, 刘志文

北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081

摘要: 目的 海马子区体积小且结构复杂, 现有多图谱的分割方法难以取得理想的分割结果, 为此提出一种字典学习和稀疏表示的海马子区分割方法。方法 该方法为目标图像中的每个体素点建立稀疏表示和字典学习模型以获取该点的标记。其中, 字典学习模型由图谱灰度图像中的图像块构建。提出利用图谱标记图像的局部二值模式(LBP)特征增强训练字典的判别性; 然后求解目标图像块在训练字典中的稀疏表示以确定该点标记; 最后依据图谱的先验知识纠正分割结果中的错误标记。结果 与现有典型的多图谱方法进行定性和定量对比, 该方法优于现有典型的多图谱分割方法, 对较大海马子区的平均分割准确率可达到0.890。结论 本文方法适用于在大脑核磁共振图像中精确分割海马子区, 且具有较强的鲁棒性, 可为神经退行性疾病的诊断提供可靠的依据。

关键词: 海马子区分割; 稀疏表示; 字典学习; 多图谱; 局部二值模式; 图像块

Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation

Shi Yonggang, Wang Dongqing, Liu Zhiwen

School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: **Objective** Satisfactory segmentation results of hippocampal subfields are difficult to obtain via most existing multi-atlas segmentation methods due to the tiny volume and complex structure of hippocampus. A segmentation method for hippocampal subfields based on sparse representation and dictionary learning is proposed. **Method** Sparse representation and dictionary learning models are constructed and patches are extracted from registered atlases for dictionary learning to determine the label for a voxel in the target image. Besides, local binary patterns (LBP) features of labeled atlases are exploited to improve discrimination of the learned dictionary. The label for the voxel is acquired, after sparse representation of the patch in target image over the learned dictionary is solved. Finally, a correcting method is used for mislabeled voxels, according to priors of atlases. **Result** Quantitative and qualitative comparisons demonstrate that the proposed method, which achieves an average Dice Similarity Coefficient (DSC) of 0.890 for the larger hippocampal subfields, outperforms typical approaches based on multi-atlas. **Conclusion** The proposed method is suitable to segment hippocampal subfields from MR brain image with higher accuracy and robustness, which provides a favorable basis for the diagnosis of neurodegenerative diseases.

Key words: segmentation of hippocampal subfields; sparse representation; dictionary learning; multi-atlas; local binary patterns; patch

收稿日期: 2015-06-23; 修回日期: 2015-08-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(60971133, 61271112)

第一作者简介: 时永刚(1969—), 男, 副教授, 2004年于中国科学院电子学研究所获信号与信息处理专业博士学位, 主要研究方向为医学图像处理。E-mail: ygshi@bit.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China(60971133, 61271112)

0 引言

海马是位于大脑颞叶内侧的脑部结构,对人的记忆和空间定位起关键作用。大致可将海马分为海马头(Head)、体(Body)、尾(Tail)3部分,海马体部又可细分为海马角1-3(CA1-3)、齿状回(DG)和海马下托(SUB),海马旁回(PHG)和内嗅皮质(ERC)贯穿于头、体、尾部。海马及其子区体积的变化与诸多神经退行性疾病(如阿尔茨海默症、轻度认知功能障碍、颞叶癫痫症等)密切相关^[1-3]。海马及其子区的分割是测量其体积的基础;因此,在脑部医学图像中,准确地分割出海马及其子区对于相关疾病的预测和诊断具有重要价值。由于海马体积极小且内部结构十分复杂,海马、尤其是海马子区的图像分割一直是医学图像分割领域的一个研究难点。

目前海马及其子区图像分割广泛采用的是基于图谱的方法,该方法利用图谱的先验信息,经过目标图像与图谱图像配准和标记融合两个步骤完成分割。Heckemann等人^[4]在分割脑部MR图像时,首次提出了多图谱分割方法,改善了单图谱方法准确率低且具有随机性的缺点。Yushkevich等人^[5]在对海马子区分割时,采用基于局部相似性的标记融合方法,同时利用AdaBoost纠正分割结果中的错误标记点。Wang等人^[6]在分割海马及其子区图像时,提出一种联合标记融合方法,通过最小化所有图谱的标记误差,为每个图谱分配合适的权重,以提高分割准确度。Coupé等人^[7]采用图像块的方法减少配准误差对标记融合过程的影响。上述方法虽不同程度地提高了分割结果的准确率,但在计算体素点所属的标记时,这些方法为所有图谱分配了权重,无法排除冗余的图谱,一方面导致计算复杂度增加,另一方面,冗余的图谱可能包含错误标记信息,最终导致分割结果不佳。近年来,稀疏表示在图像处理领域受到广泛的关注,Tong等人^[8]将稀疏表示分类和字典学习方法用于海马整体的分割。Wu等人^[9]在稀疏表示模型中利用多尺度特征和特定标记的图像块划分方法实现海马整体的分割。以上基于稀疏表示的方法克服了基于相似度方法的缺陷,分割整体的海马时取得了理想的效果;但是由于海马子区结构更为复杂、对比度更低,各子区界限不明显,以上稀疏表示模型无法进行有效的稀疏编码,最终难以得

到海马子区的理想分割结果。

为克服以上方法在分割海马子区时无法有效进行稀疏编码的缺点,提出一种基于判别性字典学习和稀疏表示的方法。该方法为目标图像中的每个体素点建立稀疏表示和字典学习模型以得到该点的标记;并将人脸识别领域的字典学习模型引入到海马子区分割中,在此基础上,又提出利用图谱标记图像的LBP特征增强训练字典的判别性,最终实现海马9个子区的分割。实验结果表明,本文方法可以达到较高的分割准确度,且具有较好的稳定性。

1 稀疏表示及判别性字典学习

1.1 图像稀疏表示理论

图像稀疏表示在图像分类、修复等方面受到广泛应用^[10]。其基本思想是一幅图像可由字典中的一组原子线性表示且仅有很少的非零表示系数。假设原始图像为 $U \in \mathbf{R}^{E \times P}$,已知由 P 幅图像组成的矩阵 $G = [g_1, g_2, \dots, g_P]$ ($G \in \mathbf{R}^{E \times P}$)且 $P > E$,则 U 可表示为

$$U = G\alpha \quad (1)$$

$\alpha \in \mathbf{R}^P$ 被称为稀疏表示系数,只包含很少($\ll P$)的非零元素; G 被称为过完备字典, G 中的每个列向量称作原子。对稀疏表示模型求解可视为求解 L_0 范数的问题,即

$$\begin{aligned} \alpha_0 &= \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \\ \text{s. t. } &\|U - G\alpha\|_2^2 \leq \delta \end{aligned} \quad (2)$$

式中, δ 为逼近误差,通常取接近0的正数。

由于 L_0 范数非凸,而 L_1 范数是 L_0 范数的最优凸近似且容易优化求解,通常将其转化为求解 L_1 范数的问题。常用的算法包括同伦法,增广拉格朗日法、正交匹配追踪法(OMP)、基追踪法(BP)等。

1.2 字典学习模型

在稀疏表示中,将整个图像集作为字典会导致计算过程繁冗等问题,而通过字典学习可获得一个小容量、自适应性更强的字典,有利于对原始图像更为准确的表示和编码。典型的字典学习模型为

$$\begin{aligned} \langle D, X \rangle &= \\ \arg \min_{D, X} &\|Y - DX\|_2^2 \end{aligned}$$

$$\text{s. t. } \|x_i\|_0 \leq T \quad (3)$$

式中, $Y \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 表示原始字典 ($N > M$), $D \in \mathbf{R}^{M \times K}$ 为经过字典学习后获得的训练字典, $X \in \mathbf{R}^{K \times N}$ 为系数矩阵, T 为稀疏约束因子, 求得的非零系数的数目不大于 T 。利用 K-SVD 算法^[11] 易求得 D 和 X 。该模型是在一定稀疏约束下获取重建误差最小的训练字典, 因此具有较好的重建性, 适用于图像修复和重建; 但是获得的训练字典缺乏判别性, 并不适用于分类。

为增强训练字典的判别性, Zhang 等人^[12] 在人脸识别中提出一种具有判别性的字典学习方法, 利用线性分类器的性质, 在目标函数中构建分类误差项, 同时训练字典和分类器参数。在此基础上, Jiang 等人^[13] 在进行人脸识别和图像分类时, 提出 LC-KSVD 算法, 利用原始字典和训练字典的标记关系构建标记误差项, 增强训练字典的判别性。该算法的字典学习模型为

$$\begin{aligned} \langle D, W, A, X \rangle = \arg \min_{D, W, A, X} & \|Y - DX\|_2^2 + \\ & \alpha \|Q - AX\|_2^2 + \beta \|H - WX\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $H = [h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_N]$ 代表 Y 中每幅图像对应的标记, 其中 $h_i = [0, 0, \dots, 1, \dots, 0]^T$, h_i 的维数表示类别数目, h_i 为 1 的元素对应的位置表示该图像所属的类别。 W 是线性分类器分类参数, $\|H - WX\|_2^2$ 表示分类误差项; $\|Q - AX\|_2^2$ 表示标记误差项, A 为线性转化矩阵, $Q \in \mathbf{R}^{K \times N}$ 是标记矩阵, 若 Y 与 D 中的图像所属类别相同, 则值为 1, 否则为 0。例如, 假设 $Y = [y_1, y_2, y_3, y_4]$, $D = [d_1, d_2, d_3]$, y_1, d_1 属于第 1 类, y_2, y_3, d_2 属于第 2 类, y_4, d_3 属于第 3 类, 则

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

以上字典学习方法在人脸识别、自然图像分类方面取得了良好的效果。进行人脸识别和图像分类时, 仅需确定整幅图像所属的类别, 可以提取整幅图像的特征进行字典学习; 而对于海马子区分割, 需要在一幅图像中计算每个体素点所属的标记, 只能提取体素点邻域的局部特征; 另外, 与自然图像、人脸图像相比, 海马 MR 图像对比度低、难以提取有效的特征, 因此, 利用以上字典学习方法区分每个海马子

区的标记仍十分困难。

2 本文算法

对海马子区分割时, 将多图谱分割方法中的标记融合问题转化为多分类问题, 海马 9 个子区和背景共组成 10 类。对于感兴趣区域 (ROI) 中的每个体素点, 首先, 提取图像块灰度特征构建稀疏表示和字典学习模型; 由于图谱标记图像包含了标记信息, 其 LBP 特征能够清晰描述标记之间的关系, 因此, 在文献[13]的字典学习模型基础上, 本文提出利用标记图像的 LBP 特征构建标记约束项, 用以增强训练字典的判别性。然后, 计算目标图像块在训练字典中的稀疏表示, 得到该体素点属于每类标记的概率, 最终获得海马各子区的分割结果; 最后, 依据图谱的先验信息对标记错误体素点进行纠正。算法示意图如图 1 所示。

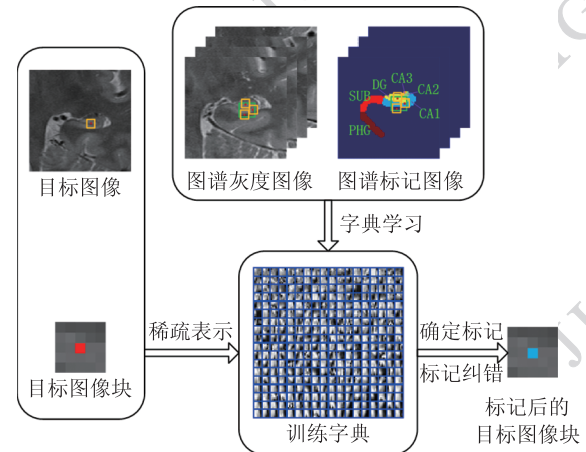


图1 本文算法示意图

Fig. 1 Diagrammatic sketch of the proposed method

2.1 图像块特征提取

LBP 算子作为一种常用的图像特征, 被广泛应用于人脸识别、图像分类等领域^[14]。对于 2 维图像中的像素点 I_c , 其 LBP 值为

$$\text{LBP} = \sum_{n=0}^{n-1} \text{sgn}(I_n - I_c) \times 2^n \quad (5)$$

I_n 表示以 I_c 为中心的 3×3 邻域内的像素值。而在图谱标记图像中, 为了更加清晰地表示标记之间的关系, 计算标记图像的 LBP 值, 即

$$\text{LBP} = \sum_{n=0}^{n-1} f(I_n - I_c) \times 2^n$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0.5 & x = 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

在3D图像中,通常采用LBP-TOP形式^[15],即把体素点在冠状位、矢状位和横断位3个垂直面上的2维LBP值组成一个特征向量作为该体素点的LBP特征。

设 F 为目标图像,图谱图像共有 N 幅, $Z = \{(M_1, S_1), (M_2, S_2) \cdots (M_n, S_n) \cdots (M_N, S_N)\}$, M_n 和 S_n 分别表示第 n 幅配准后的图谱灰度图像与标记图像。对目标图像中的体素点 v 进行标记时,以 v 为中心,提取半径为 r_{pat} 的图像块;对于 M_n ,以 v 对应位置为中心, r_{sear} 为半径的邻域内,提取半径为 r_{pat} 的图像块,建立图像块集,再对 S_n 提取图像块中心体素点处的LBP-TOP特征。

2.2 判别性的字典学习模型

由于图谱标记图像包含了海马各子区的标记信息,其LBP特征能够反映出每个体素点的标记与其邻域体素点的标记之间的关系。为提高训练字典的判别性,在LC-KSVD字典学习模型^[13]的基础上,利用图谱标记图像的LBP特征,构建标记特征约束项,获得新的字典学习模型

$$\begin{aligned} \langle D, D_{lbp}, W, A, X \rangle = & \arg \min_{D, W, D_{lbp}, A, X} \|Y - DX\|_2^2 + \\ & \lambda \|B - D_{lbp}X\|_2^2 + \alpha \|Q - AX\|_2^2 + \\ & \beta \|H - WX\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (7)$$

令图像块总数为 C ,每个图像块包含 L 个体素点,将每个图像块转化为列向量作为原始字典 Y 中的原子,则 $Y \in \mathbf{R}^{L \times C}$;原始标记特征字典 $B \in \mathbf{R}^{3 \times C}$,其中的原子由每个图像块中心体素点处的LBP-TOP特征组成; $D \in \mathbf{R}^{L \times K}$ 、 $D_{lbp} \in \mathbf{R}^{3 \times K}$ 分别为训练后的灰度字典和标记特征字典(K 为原子数目), $\|Y - DX\|_2^2$ 代表重建误差, $\|B - D_{lbp}X\|_2^2$ 表示标记约束项。

利用K-SVD算法对式(7)求解,可转化为

$$\begin{aligned} \langle D, D_{lbp}, W, A, X \rangle = & \arg \min_{D, W, D_{lbp}, A, X} \left\| \begin{pmatrix} Y \\ \sqrt{\lambda}B \\ \sqrt{\alpha}Q \\ \sqrt{\beta}H \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\lambda}D_{lbp} \\ \sqrt{\alpha}A \\ \sqrt{\beta}W \end{pmatrix} X \right\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{令 } Y_{\text{tran}} = & \begin{pmatrix} Y \\ \sqrt{\lambda}B \\ \sqrt{\alpha}Q \\ \sqrt{\beta}H \end{pmatrix}, D_{\text{tran}} = \begin{pmatrix} D \\ \sqrt{\lambda}D_{lbp} \\ \sqrt{\alpha}A \\ \sqrt{\beta}W \end{pmatrix}, \text{式(7)可重写为} \\ \langle D_{\text{tran}}, X \rangle = & \arg \min_{Y_{\text{tran}}, X} \|Y_{\text{tran}} - D_{\text{tran}}X\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)是典型的字典学习模型,通过K-SVD算法易求得 D_{tran} 和 X 。

2.3 标记分类及纠错

对2.2节求得的 D_{tran} 进行分解,可得到训练后的灰度字典 D 和分类器参数 W 。假设待标记的体素点 v 处的图像块为 p_v ,则 p_v 在灰度字典 D 上的稀疏表示为

$$\begin{aligned} b_v = & \arg \min_{b_v} \|p_v - Db_v\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|b_v\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (10)$$

该体素点的标记为

$$\begin{cases} J = Wb_v \\ l_v = \arg \max_q J(q) \end{cases} \quad (11)$$

J 代表了体素点 v 处每类标记所占的比重, $q = \{1, 2, \dots, 10\}$ 分别代表背景和海马9个子区,则 l_v 表示比重最大的那一类为该点的标记。

经过稀疏表示和字典学习得到海马子区分割结果后,为进一步提高分割准确度,结合图谱冠状位的先验信息对错误标记点进行纠正。冠状位的先验信息包括以下3个方面:1)海马头与海马体部各子区不在同一层;2)海马尾与海马体部各子区不在同一层;3)海马旁回与内嗅皮质不在同一层。若标记结果不符合以上3种情况,则根据该层各类标记出现的频率和前、后层标记分布情况对错误标记点进行纠正。比如某一层同时出现海马头和海马体的标记且海马头与海马体的标记数目的比例超过一定阈值,而前一层标记为海马头,后一层标记为海马体,则将该楼层标记为海马体的体素点纠正为海马头。

3 实验验证与分析

3.1 实验数据及流程

实验数据来自于美国旧金山CIND(Center for Imaging of Neurodegenerative Diseases)中心。实验数据中包括32个实验者的MRI-T1和MRI-T2图像,他

们的年龄在 38~82 岁,其中,男性实验者有 18 例,女性实验者有 14 例。正常组数据有 21 个,轻度认知功能障碍(MCI)组有 4 个,阿尔茨海默症(AD)高风险组有 7 个。其中,MRI-T1 的分辨率为 $1 \times 1 \times 1 \text{ mm}^3$,MRI-T2 的分辨率为 $0.4 \times 0.5 \times 2 \text{ mm}^3$ 。图 2(a)是一

个 MRI-T2 冠状位大脑图像,其中标注了海马感兴趣区域(ROI),图 2(b)~(d)分别显示了海马灰度和标记图像。本文实验基于 32 位的 Window7 操作系统,采用软件 Matlab2013a 编程实现;实验电脑 CPU 配置为 Intel Core2、2.66 GHz、4 GB RAM。

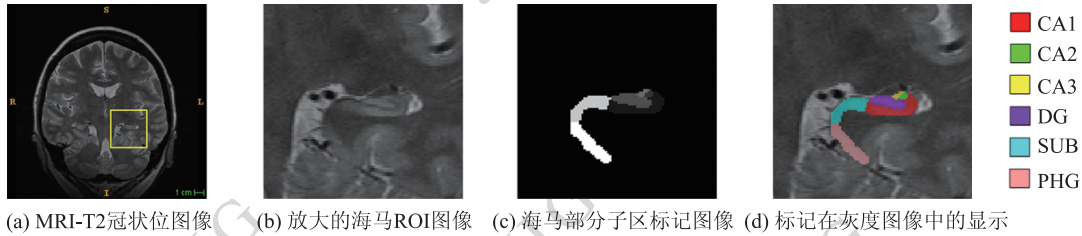


图2 海马灰度及标记图像

Fig. 2 Intensity and labeled images of hippocampus

首先对 32 个图谱图像按照文献[5]中的方法进行预处理和配准,获得配准后的图谱灰度及标记图像;然后采用文献[16]的方法将目标图像和图谱图像的灰度归一化至 $[0, 255]$ 范围;再采用本文算法对目标图像进行标记。通过交叉验证的方式,依次验证图谱个数、图像块尺度与搜索窗尺度对分割结果的影响,并与当前几种主流的基于多图谱的分割方法进行比较。评价指标采用 DSC (Dice Similarity Coefficient),即

$$\text{DSC}(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2) = \frac{2 \times |\mathbf{V}_1 \cap \mathbf{V}_2|}{|\mathbf{V}_1| + |\mathbf{V}_2|} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{V}_1$ 和 $\mathbf{V}_2$ 分别代表标准分割结果和算法分割结果, $|\cdot|$ 表示该区域中体素点数目。

3.2 实验结果与分析

经过交叉验证实验,本文选取参数 $\alpha = 4$, $\beta = 4$, $\lambda = 2$,提取的感兴趣区域的尺度大致为 $110 \times 110 \times 24$;由于海马各子区在冠状位方向上尺寸较小,令图像块和搜索窗在冠状位方向的尺度分别固定为 3 和 1,即图像块尺度为 $(2r_{\text{pat}} + 1) \times (2r_{\text{pat}} + 1) \times 3$,搜索窗的尺度为 $(2r_{\text{sear}} + 1) \times (2r_{\text{sear}} + 1) \times 3$, r_{pat} 为图像块半径, r_{sear} 为搜索窗半径。

3.2.1 图谱数目对分割结果的影响

研究了图谱数目 $n = \{10, 15, 20, 25, 30\}$ 时,分割结果的变化情况;其中图像块半径 $r_{\text{pat}} = 2$ 、搜索窗半径 $r_{\text{sear}} = 1$,对于 n 的每个取值,分别进行 10 组交叉实验。如图 3 所示,当 $n = 20$ 时,海马各子区的分割准确率优于其他情况。原因可能是当图谱数目较少时,分割结果的随机性较大、不具有稳定性,即

使仅有几幅图谱质量较差,也会导致分割结果不理想;而图谱数目较多时,又难以排除冗余、错误的信息。另外,图谱数目相同时,海马不同子区的分割正确率也相差较大,如 Head 的分割准确率约为 0.89,而 CA2、CA3 只有 0.53 左右;这是海马各子区的体积相差较大造成的,如子区 Head 有 1 000 多个体素点,而 CA2、CA3 仅有不足 100 个体素点,子区较小时,特征不明显,分割难度必定会增加。对于不同的图谱数目 n ,令图像块半径为 2、搜索窗半径为 1,分别进行 10 组交叉验证实验;每条竖线的中心点表示 10 组实验的平均分割准确率,中心点到竖线两端的距离为 10 组实验分割结果的标准差。

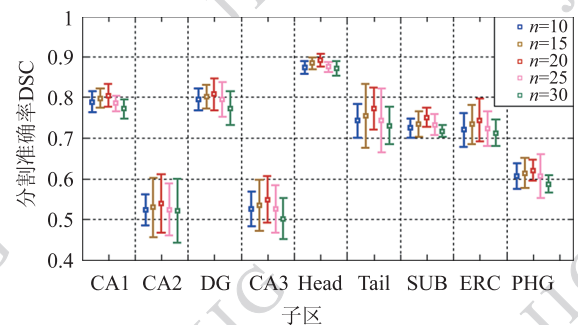


图3 图谱数目对分割结果的影响

Fig. 3 Effect of the number of atlases on segmentation result

3.2.2 图像块尺度对分割结果的影响

根据文献[6,8,17]对图像块尺寸的选取,本文令 $r_{\text{pat}} = \{1, 2, 3, 4\}$,研究图像块尺度对分割结果的影响。令图谱数目为 20,搜索窗半径 $r_{\text{sear}} = 1$,对于不同的 r_{pat} 取值,分别进行了 10 组交叉验证实验。图 4 表示对于不同的 r_{pat} ,海马 9 个子区的分割准确率的平

均值;图5表示选取不同的 r_{pat} 值时,分割准确率的分布情况。总体来说,图像块半径 r_{pat} 的选取对分割准确率影响较小, $r_{pat}=2$ 时稍好于其他取值时的情况。

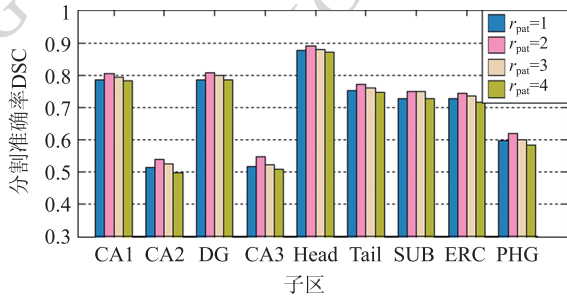


图4 海马9个子区在不同图像块尺度下的平均分割准确率
Fig. 4 Average segmentation accuracy of 9 hippocampal subfields on different patch size

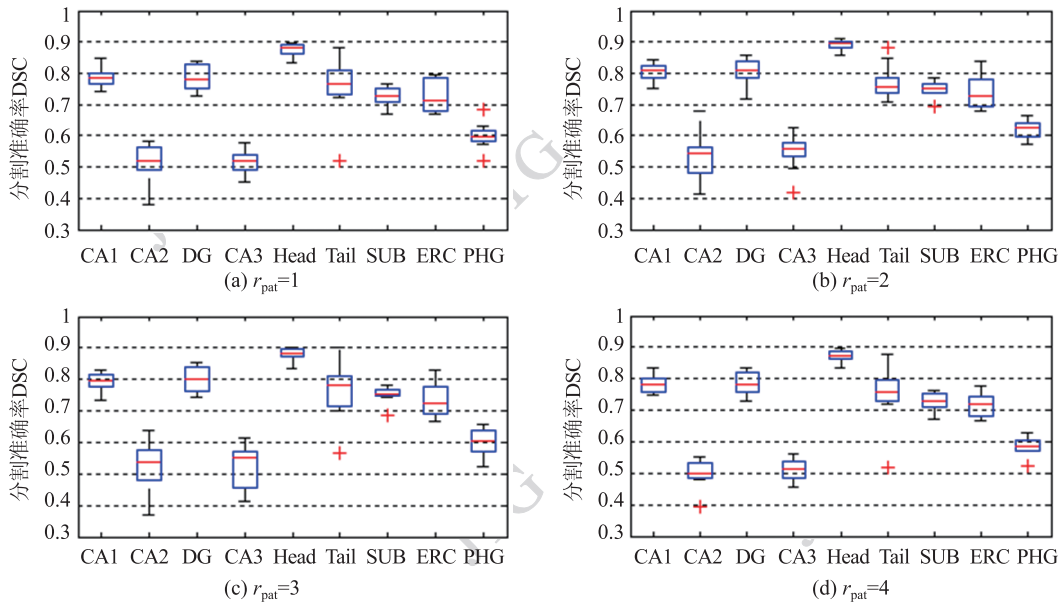


图5 图像块尺度对分割结果的影响

Fig. 5 Effect of patch size on segmentation result

3.2.4 与主流方法的对比

为验证本文方法的有效性,分别与当前主流的几种标记融合方法:多数表决方法^[4]、联合标记融合方法^[6]和基于稀疏编码的标记融合方法进行对比;另外,本文的创新点之一是提出了利用标记图像的LBP特征构建约束项来提高训练字典的判别性,因此,也对比了无该约束项时(即 $\lambda=0$)的分割效果。其中,联合标记融合算法的程序代码从网站 http://www.nitrc.org/projects/picssl_malf 下载得到,该程序由基于医学图像处理库ITK的C++代码完成;其他几种方法均由Matlab编程实现。

3.2.3 搜索窗尺度对分割结果的影响

由于海马子区体积较小,在研究搜索窗尺度对分割结果的影响时,分析了 $r_{sear}=\{1,2,3\}$ 情况下,分割准确率的变化情况。其中,令图谱数目 n 为20、图像块半径 $r_{pat}=2$,对于不同的 r_{sear} 取值,分别进行10组交叉验证实验。图6(a)~(c)表示出不同 r_{sear} 时,分割准确率的分布情况;图6(d)比较了3种情况下分割准确率的均值。通过对比可以看出, $r_{sear}=1$ 时分割效果最佳,随着 r_{sear} 的增大,分割效果逐渐变差;说明当搜索窗过大时,图像块数目增多,冗余、错误信息也随之增多,导致在训练字典中,含有错误标记的原子数目较多,最终引起分割准确率的降低。

图7展示了不同方法的对比结果,第1行表示不同方法在冠状位上的分割结果,第2、3行是海马子区的3维图像,第4行是不同方法分割结果与标准分割结果作差后的3维图像,可以直观地反映出各种算法的优劣。由图7可以看出,本文方法($\lambda=2$)略优于联合标记融合方法,明显优于多数表决方法、基于稀疏表示的方法。对比图7(e)(f)可以发现,加入标记图像LBP特征后,海马子区的分割准确率得到了提高;这是因为标记图像LBP特征能够有效地描述目标体素点的标记与相邻体素点的标记之间的关系,将其作为标记约束项添加至字典学习

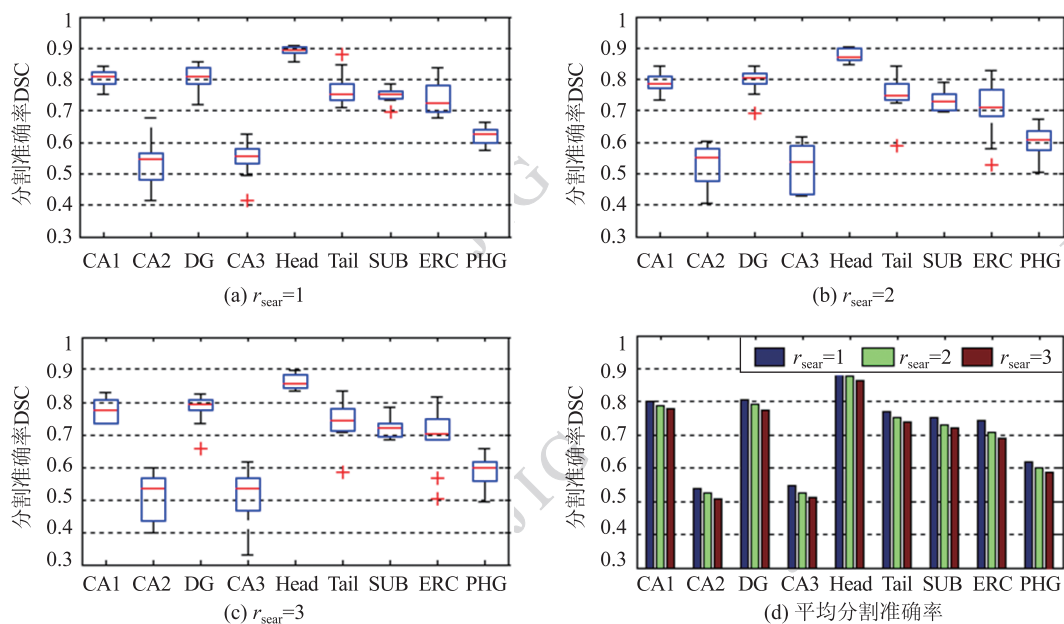


图6 搜索窗尺度对分割结果的影响

Fig. 6 Effect of the size of search window on segmentation result

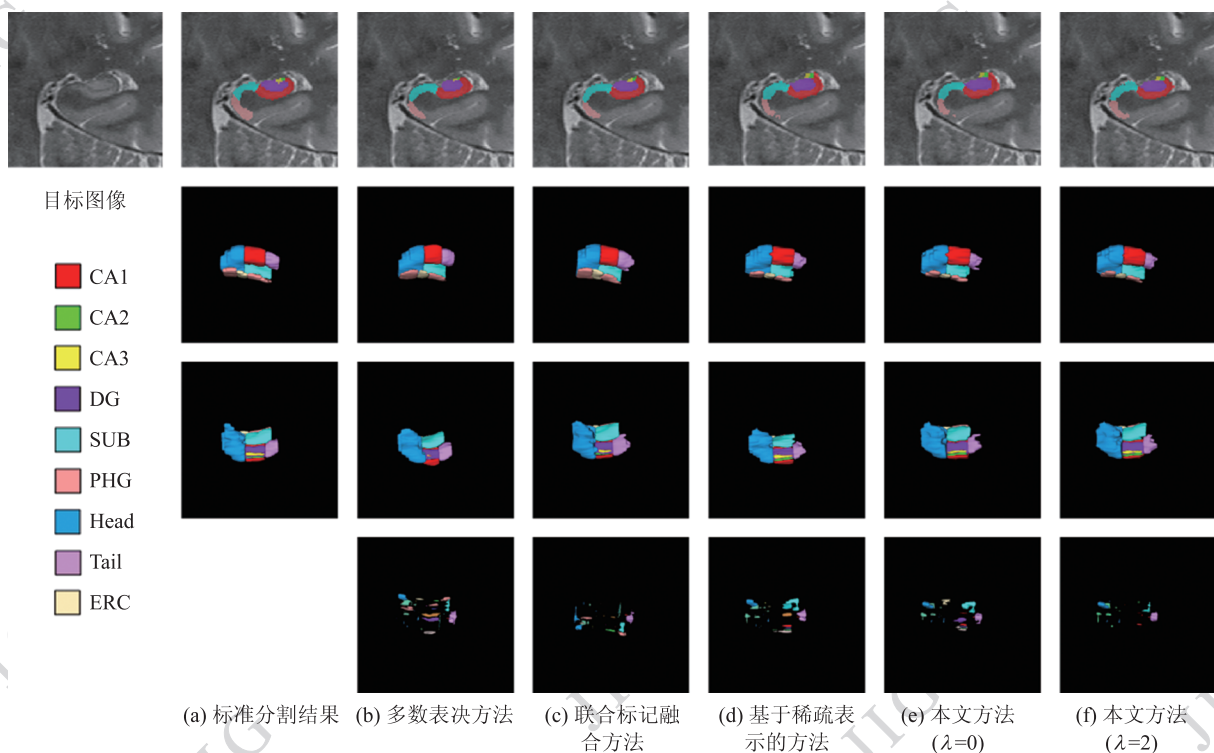


图7 本文方法与其他经典方法的分割结果对比

Fig. 7 Comparison between the proposed method and other typical methods on segmentation results

模型中,增强了训练字典的判别性,能够更加准确地判别目标体素点所属的标记,从而提高分割准确率。表1对比了本文方法与主流分割方法的平均分割准确率及算法运行时间;可以看出,本文方法($\lambda=2$)整体上优于其他几种方法,相对于不添加标记图像

LBP特征的情况($\lambda=0$),加入标记图像LBP特征后可以获得更准确的分割结果,与图7得到的结论一致。另外,本文方法消耗的时间多于其他几种方法,说明本文方法为保证较高的分割准确度而牺牲了一定的运算效率。

表 1 5 种分割方法的定量评价
Table 1 Quantitative evaluation of five segmentation methods

方法	海马子区									消耗时间 /(h/幅)
	CA1	CA2	DG	CA3	Head	Tail	SUB	ERC	PHG	
多数表决	0.756	0.321	0.752	0.448	0.859	0.708	0.714	0.631	0.615	1.107
联合标记融合 ^[5]	0.789	0.455	0.789	0.572	0.885	0.759	0.745	0.652	0.640	0.576
基于稀疏表示	0.785	0.463	0.785	0.513	0.871	0.740	0.727	0.714	0.603	3.549
本文($\lambda=0$)	0.793	0.509	0.793	0.496	0.868	0.743	0.731	0.703	0.611	3.612
本文($\lambda=2$)	0.804	0.538	0.807	0.548	0.890	0.772	0.751	0.743	0.620	3.664

注:加粗黑体的数字表示该海马子区达到的最高分割准确率。

4 结 论

针对多图谱分割方法过程中的标记融合问题,提出一种判别性字典学习和稀疏表示的海马子区分割方法。与现有典型的多图谱分割方法相比,该方法有如下优点:1)采用稀疏表示和字典学习的方式获取目标图像中各体素点的标记,无须受目标图像与图谱图像之间相似度的影响,克服了基于相似度的标记方法的缺陷。2)引入了人脸识别领域的字典学习模型,并在此基础上,提出将图谱标记图像的LBP特征作为字典学习模型中的约束项,提高训练字典的判别性,对目标图像块实现了更加准确、有效的稀疏编码。3)应用了图像块技术,对搜索窗中所包含的图像块进行稀疏表示和字典学习,可以补偿前期处理过程中目标图像与图谱图像配准造成的误差;另外,通过选取合适尺度的搜索窗和图像块,能够平衡计算复杂度和分割准确率。因此,本文方法对海马子区图像达到了较高的分割准确度,能够为各种神经退行性疾病的临床诊断提供依据。

后续研究将在以下两个方面仍需改进:1)对目标图像中的每个体素点进行字典学习,计算量较大;如何在保证分割准确率的情况下,减少训练字典的数目以降低计算时间是今后研究的一项工作。2)海马子区中较小的子区分割准确率较低;如何对海马子区提取有效的特征,进一步提高较小的海马子区的分割准确度也是今后研究的另一项重要工作。

参考文献(References)

[1] Lim H K, Hong S C, Jung W S, et al. Automated hippocampal

subfields segmentation in late life depression [J]. Journal of Affective Disorders, 2012, 143(1-3): 253-256. [DOI:10.1016/S0924-977X(12)70453-4]

[2] Voets N L, Bernhardt B C, Kim H, et al. Increased temporolimbic cortical folding complexity in temporal lobe epilepsy [J]. Neurology, 2010, 76(2): 138-144. [DOI: 10.1212/wnl.0b013e318205d521]

[3] Kim H, Mansi T, Bernasconi N, et al. Surface-based multi-template automated hippocampal segmentation: application to temporal lobe epilepsy [J]. Medical Image Analysis, 2012, 16(7): 1445-1455. [DOI:10.1016/j.media.2012.04.008]

[4] Heckemann R A, Hajnal J V, Aljabar P, et al. Automatic anatomical brain MRI segmentation combining label propagation and decision fusion [J]. Neuroimage, 2006, 33(1): 115-126. [DOI:10.1016/j.neuroimage.2006.05.061]

[5] Yushkevich P A, Wang H, Pluta J, et al. Nearly automatic segmentation of hippocampal subfields in vivo focal T2-weighted MRI [J]. Neuroimage, 2010, 53(4): 1208-1224. [DOI:10.1016/j.neuroimage.2010.06.040]

[6] Wang H, Suh J W, Das S R, et al. Multi-atlas segmentation with joint label fusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(3): 611-623. [DOI: 10.3389/fninf.2013.00027]

[7] Coupé P, Manjón J V, Fonov V, et al. Patch-based segmentation using expert priors: application to hippocampus and ventricle segmentation [J]. Neuroimage, 2011, 54(2): 940-954. [DOI: 10.1016/j.neuroimage.2010.09.018]

[8] Tong T, Wolz R, Coupé P, et al. Segmentation of MR images via discriminative dictionary learning and sparse coding: application to hippocampus labeling [J]. Neuroimage, 2013, 76(1): 11-23. [DOI:10.1016/j.neuroimage.2013.02.069]

[9] Wu G, Kim M, Sanroma G, et al. Hierarchical multi-atlas label fusion with multi-scale feature representation and label-specific patch partition [J]. Neuroimage, 2015, 106(1): 34-46. [DOI:10.1016/j.neuroimage.2014.11.025]

[10] Liu Z, Song X N, Tang Z M. Sparse representation based face

- recognition classification algorithm using greedy search strategy [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(1): 39-49. [刘梓, 宋晓宁, 唐振民. 稀疏表示和贪婪搜索的人脸分类 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(1): 39-49.] [DOI:10.11834/jig.20150105]
- [11] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3736-3745. [DOI: 10.1109/icip.2009.101]
- [12] Zhang Q, Li B. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010, 2691-2698. [DOI:10.1109/CVPR.2010.5539989]
- [13] Jiang Z, Lin Z, Davis LS. Label consistent K-SVD: Learning a discriminative dictionary for recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(11): 2651-2664. [DOI:10.1109/tpami.2013.88]
- [14] Li W, Chen C, Su H, et al. Local binary patterns and extreme learning machine for hyperspectral imagery classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(7): 3681-3693. [DOI:10.1109/tgrs.2014.2381602]
- [15] Zhao G, Pietikäinen. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 915-928. [DOI:10.1109/tpami.2007.1110]
- [16] Nyúl L G, Udupa J K. On standardizing the MR image intensity scales [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 1999, 42(6): 1072-1081. [DOI:10.1002/(sici)1522-2594(199912)42:6<1072::aid-mrm11>3.0.co;2-m]
- [17] Wu G, Wang Q, Zhang D, et al. A generative probability model of joint label fusion for multi-atlas based brain segmentation [J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(6): 881-890. [DOI:10.1016/j.media.2013.10.013]