

基于多模态局部转向核的脑部多发性硬化检测算法研究

郭 杨 秦品乐

(中北大学计算机与控制工程学院 太原 030051)

摘 要 容积效应和伪影现象是 MR 影像处理中的重要影响因素,单模态处理方法易受两者影响。提出一种改进的基于多模态局部转向核的方法来检测大脑中的多发性硬化。该方法利用多模态脑 MR 影像和大脑近似轴对称的先验知识来进行大脑情况的变化检测。局部转向核能够度量像素与其周围环境的相似程度,因此该方法将局部转向核作为特征,用余弦相似性来衡量差异性。实验结果表明,多模态的引入减少了容积效应和伪影现象,改善了检测效果。

关键词 容积效应,伪影,MR 影像,多模态,局部转向核,变化检测

中图分类号 TP399 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.03.038

Change Detection of Multiple Sclerosis in Brain Based on Multi-modal Local Steering Kernel

GUO Yang QIN Pin-le

(School of Computer Science and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract Volume effect and artifact are important influence factors in MR image processing and single-modal methods can be easily affected. This paper proposed an improved method based on multi-modal local steering kernel to detect the multiple sclerosis in the brain. This method utilizes multi-modal brain MR images and the approximate symmetry of the brain for change detection of the brain. Local steering kernel can measure the similarity between pixels and their surroundings. The proposed method takes the local steering kernel as the feature and measures the dissimilarity by cosine similarity. The experimental results show that the introduction of multi-modal reduces the volume effect and artifact in the MRI, improving the detection effect.

Keywords Volume effect, Artifact, MR image, Multi-modal, Local steering kernel, Change detection

1 引言

图像变化检测的作用在于确认不同时间、相同区域的两幅图像之间的差异^[1-2],被广泛运用于遥感^[3]、森林资源监测^[4]、医学诊断^[5]、视频监控^[6]等领域。随着医疗技术的提高,CT 和 MR 等技术被普遍应用,高质量医学影像的产出日益增多,对医学影像的分析显得尤为重要。在医学诊断领域,对同一个病人在不同时间拍摄的医学影像的细微变化进行检测能够有效捕捉病人病情的变化情况,对临床诊断有着重要意义。医学影像变化检测在肿瘤、多发性硬化、阿尔兹海默病等病症的诊疗中均有应用。

一般来说,医学影像变化检测可分为 3 个阶段:预处理^[7]、提取特征以及生成差异图。预处理过程包括脑影像头骨剥离、影像配准和去噪等;特征提取旨在从感兴趣的图像区域中提取有用信息,为后续工作奠定基础;差异图是通过度量特征之间的差异性而得出的二值图像,图中每个像素值(255 或 0)代表着变化或未变化两种状态。

在早期对图像变化检测的研究中,差值法是生成差异图

的主要方法。差值法即将两幅图像的像素值直接相减来得到最终差异图,该方法的优点在于计算速度快,缺点则是对噪声极其敏感且对配准的要求高。文献[8]以传统差值法为基础,提出了一种新的差值法变化检测框架来进行脑部多发性硬化变化的检测。该框架先用减法将像素的进行标准化,再除以领域内所有像素的标准差,之后使用最终标准化后的图像进行差值运算,每轮运算只考虑一种模态,框架的主体思想在于加强图像的配准过程,一定程度上解决了差值法的配准问题,但图像的偏移校准依然是一个不可忽视的问题。文献[9]提出了一种原始的基于块的马尔科夫模型框架来检测序列图像中的变化,该方法通过建立差异图像来侦测若干帧中的差异点,实验证明在低信噪比的情况下其鲁棒性较高。文献[10-12]使用局部转向核(Local Steering Kernel,LSK)作为单模态参考图像和目标图像中给定像素的局部特征来衡量差异性,得到了较高的检测精度。局部转向核的关键思想是获取领域内所有像素和中心像素之间的空间关系,用于确定规范内核的形状和大小。这种方法从参考图像和目标图像中直接计算 LSK,优点在于即使数据中存在各种不确定性,LSK 也是稳

到稿日期:2017-08-21 返修日期:2017-11-17

郭 杨(1993—),男,硕士生,CCF 会员,主要研究方向为机器视觉、医学影像处理,E-mail:guoyanghaoren@qq.com;秦品乐(1978—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为机器视觉、网络控制等,E-mail:qpc@nuc.edu.cn(通信作者)。

定的,且对光照不敏感。

以上基于单模态的几种变化检测方法容易受 MR 影像中容积效应和伪影现象的影响,即使在配准良好的情况下,也不能保证检测结果的有效性和精确性。为了解决这些问题,许多研究者将模态 MRI 扫描用于病变检测。MRI 模态包括 T1 加权、反转恢复(Inversion Recovery, IR)、质子密度加权(Proton Density, PD)、T2 加权和流体衰减反转恢复(Fluid Attenuated Inversion Recovery, FLAIR)等。对于多模态 MRI 的变化检测,文献[13]使用广义似然比(Generalized Likelihood Rate, GLR)计算出图像对应位置像素属于变化类别的概率,随后进行非线性联合直方图的归一化。然而,该方法对噪声敏感。文献[14]提出了一种基于多模态的 MR 图像的变化矢量分析,像素各模态的灰度值构成灰度向量,变化向量(Change Vector, CV)定义为两个灰度向量之差。该方法使用广义似然比^[15]作为衡量标准,代替了传统的向量模,根据 GLR 值和 CV 角度进行像素点的分类,最后以三维形式将变化的像素点表现出来。该方法的不足之处在于变化向量存在不唯一性,不同灰度向量相减有可能得到相同的变化向量。文献[16]利用结合小波变换的混合粒子群优化算法(Hybrid Particle Swarm Optimization algorithm with Wavelet Mutation, HPSOWM)将香农熵最大化,从而提取出感兴趣区域并进行阈值优化,再根据最优阈值二分类像素点。文献[17]提出了一种自动评估肿瘤演变的算法,用于检测和分类强度变化。然而,由于使用了特定分类系统,其适用性限于脑肿瘤。

本文的主要目的是在计算 LSK 时融入多模态的概念,减少伪影和容积的影像,以获得更好的检测结果。本文第 2 节具体介绍了使用的检测方法和流程;第 3 节进行单模态和多模态检测结果的对比实验,并分析实验结果;最后总结全文并给出进一步的工作。

2 局部转向和基本原理

2.1 基于局部转向核的变化检测算法

传统的基于局部转向核的变化检测算法的总流程主要分为 3 步:1)首先需要计算参考图像(Reference)和目标图像(Target)中所有像素的 LSK 值,以度量领域内各个像素与中心像素的位置;2)通过得到的对应位置的两个 LSK 向量计算出像素点之间的差异性,再通过阈值筛选得出最后的二值图像;3)设定检验标准,评估检测结果的好坏。整个流程及数据的流向如图 1 所示。

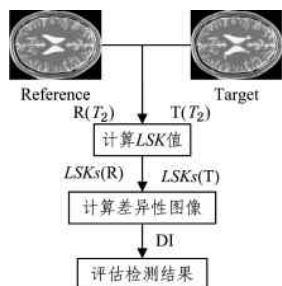


图 1 传统局部转向核的变化检测算法的流程

Fig. 1 Process of traditional LSK change detection

2.2 局部转向核的计算

局部转向核的模型如下:

$$K(x_i, x_j, C_i) = \frac{\sqrt{\det(C_i)}}{h^2} \exp\left\{-\frac{(x_i - x_j)^T C_i (x_i - x_j)}{2h^2}\right\} \quad (1)$$

其中, $i \in [1, \dots, p^2]$, p^2 是邻域内所有像素点的数量, h^2 是一个全局平滑参数, 矩阵 C_i 是空间梯度向量的协方差矩阵; x_j 表示邻域中的中心像素点在图像中的坐标; x_i 是邻域中其他像素点的坐标。最终得到的 LSK 即邻域中心像素的 LSK 值, 是一个 $P \times P$ 的向量。

传统局部转向核的计算流程如图 2 所示。

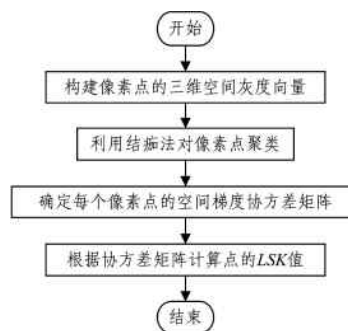


图 2 传统 LSK 的计算流程

Fig. 2 Calculation process of traditional LSK

首先,定义三维空间灰度向量如下:

$$v_i = [x_{1i}, x_{2i}, y_i]^T \quad (2)$$

其中, x_{1i} 表示垂直方向的坐标, x_{2i} 表示水平方向的坐标, y_i 表示像素点的灰度值。

空间灰度向量之间的距离采用欧氏距离进行计算,公式如下:

$$d_{eu}(v_j, v_k) = \|v_j - v_k\|_2^2 \quad (3)$$

在实际操作中,不同的情况下的空间信息和灰度信息占总差异性的比重不同,因此引入权重概念。定义权重矩阵为:

$$\Omega = \begin{bmatrix} \sigma_{s1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{s2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{i1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{i2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, σ_{s1} 和 σ_{s2} 表示两个方向的空间信息所占总差异性的比重, σ_{i1} 和 σ_{i2} 则分别是两个模态灰度值信息占的比重,于是有加权距离:

$$d_{weu}(v_j, v_k) = (v_j - v_k)^T \Omega^{-1} (v_j - v_k) \quad (5)$$

有了向量距离的度量标准,下一步即可进行聚类操作。传统方法中使用结痂法进行聚类,首先将每个像素点作为一个类别,每一轮根据相应的距离度量标准将距离最短的两个像素点合并为一类,待最终类别数量达到预设标准时停止算法。

聚类完成后,即可确定 LSK 模型中 C_i 的值。首先,将 C_i 定义如下:

$$C_i = \begin{bmatrix} \text{cov}(\chi_1, \chi_1) & \text{cov}(\chi_1, \chi_2) \\ \text{cov}(\chi_1, \chi_2) & \text{cov}(\chi_2, \chi_2) \end{bmatrix}^{-1} \quad (6)$$

其中, $\chi_1 = [\dots, x_{1j}, \dots]^T, \chi_2 = [\dots, x_{2j}, \dots]^T, x_j = [x_{1j}, x_{2j}]^T, x_j \in c_i$ 。 χ_1 和 χ_2 分别是 j 类中所有点的两个方向坐标的可能取值。

根据式(6)得到每个类别的空间梯度向量协方差矩阵 C_i , 每个像素点的协方差矩阵与其所属类别的空间梯度向量的协方差矩阵相同。

最后进行 LSK 值的计算。为了获得更精确的效果, 局部转向核可以按照如下公式进行标准化处理:

$$\bar{K}_I(x_i, x_j) = \frac{K_I(x_i, x_j, C_i)}{\sum_{i=1}^{P^2} K_I(x_i, x_j, C_i)} \Big|_{j=1, i=1}^{M, P^2}, I \in \{R, T\} \quad (7)$$

为了便于后续计算, 将 $\bar{K}_I(x_i, x_j)$ 的大小从 $P \times P$ 转化成 $1 \times P^2$, 得到 k^j 。

2.3 差异性图像的生成

得到标准化的 LSK 之后, 接下来计算并生成差异性图像 DI(Different Image)。使用余弦相似性测量法进行向量间相关性的度量, 早期的工作^[18]已经表明, 基于相关性的距离度量的表现优于传统的欧氏距离及马氏距离。考虑对应位置两个像素点的标准化 LSK k_R^j 和 k_T^j , 余弦相似性定义为两个归一化向量之间的内积:

$$\rho(k_R^j, k_T^j) = \left\langle \frac{k_R^j}{\|k_R^j\|}, \frac{k_T^j}{\|k_T^j\|} \right\rangle = \frac{(k_R^j)^T k_T^j}{\|k_R^j\| \cdot \|k_T^j\|} = \cos \theta_j \quad (8)$$

其中, $\cos \theta_j \in [-1, 1]$ 。余弦相似性测量舍弃了尺度信息, 只关注角度(相位)信息。将对应位置像素点的区别程度定义如下:

$$DI(j) = \frac{1 - \rho_j^2}{\rho_j^2} \quad (9)$$

其中, j 是图像中的像素点。

为了生成最终的二值图, 需要设定一个阈值, 这里采用非参数测试的方法, 而非假定一种分布。首先从图像的 $DI(j)$ 值中得出一个概率密度函数, 并设置 $\tau = 0.98$ 以便达到如 98% 的置信水平, 即 $DI(j)$ 值有 98% 的概率落入差异性较小的未变化区域内。这种方法基于如下假设: 在目标图像中, 大多数像素并没有显著的变化, 因此少数变化显著的像素点会落入变化区域内(分布的尾部)。鉴于多发性硬化症病灶较小, 在整个脑组织中的占比很小, 这种假设是成立的。

2.4 传统算法的不足

单模态局部转向核算法主要有 3 方面不足: 1) 输入数据采用单模态的 MR 影像, 容易受容积效应和伪影现象的影响; 2) 对于医学影像的处理, 只考虑了影像本身的特性, 未加入医学的先验知识; 3) 结痂法聚类的时间复杂度和样本数量的平方成正比, 若输入高分辨率的图像, 计算成本会过于高昂。

3 基于多模态局部转向核的变化检测算法

本文针对上述不足做出了改进: 1) 输入数据采用 T_1 和 T_2 加权的 MR 影像, 减小了伪影和容积效应对结果的影响; 2) 引入了大脑近似轴对称的先验知识, 使得检测结果更具说服力; 3) 利用模糊 C 聚类法(Fuzzy C-means, FCM)代替结痂

法, 大大提升了计算效率。改进后的 LSK 的计算流程如图 3 所示, 其中虚线框内的为改进部分。

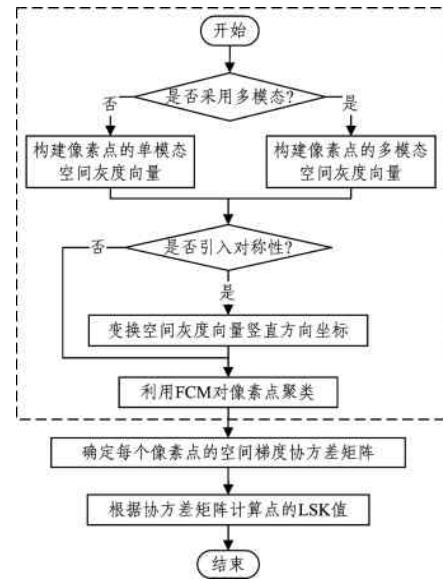


图 3 改进后的 LSK 的计算流程

Fig. 3 Calculation process of improved LSK

为测试不同改进点的效果, 改进后的 LSK 的计算流程采用分支形式。

3.1 多模态 MR 影像

在医学影像处理过程中, 多模态影像能够有效减少伪影和容积效应。本文将原本单模态的输入扩展为多模态输入, 如图 4 所示。

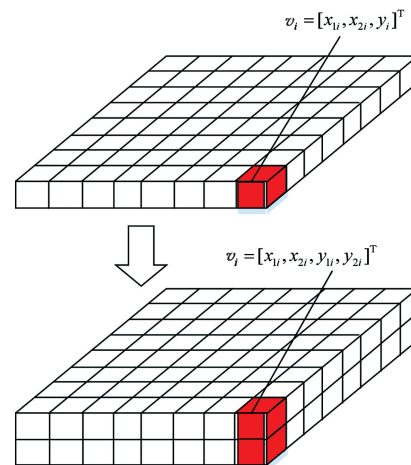


图 4 改进前后输入的对比

Fig. 4 Comparison between the former input and the improved methods

图 4 中一个方格表示一个像素点, 深色部分表示构建空间的灰度向量。在引入多模态概念后, 本文重新定义空间灰度向量:

$$v_i = [x_{1i}, x_{2i}, y_{1i}, y_{2i}]^T \quad (10)$$

式(10)在式(2)的基础上增加了一个维度, 从原来的单模态灰度值 y_i 转换为双模态灰度值 y_{1i}, y_{2i} 。

3.2 大脑的近似对称性

大脑可被看作是一个近似轴对称的物体, 可近似视将影

像中成轴对称的两个像素点的空间信息为相同,如图 5 所示。其中, p_1 和 p_2 可被近似看作在竖直方向上没有空间差异性。

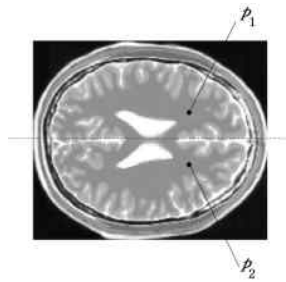


图 5 大脑的近似对称性

Fig. 5 Approximate symmetry of brain

如此,轴对称像素点之间的空间差异性减少,分类结果更加准确。加入先验知识后的空间灰度向量的定义如下:

$$v_i = [x_{1i}, x_{2i}, y_{1i}, y_{2i}]^T \quad (11)$$

其中, $x_{1i} = |x_{1i} - x_{2i}|$, x_{1i} 为图像中水平方向的对称轴坐标。

3.3 FCM

FCM 是一种基于目标函数的模糊聚类算法,其流程大致如下。

1) 设定分类的数量 c 和隶属度阈值,随机初始化计算每个类的隶属度(表示样本属于某一类的程度)矩阵,根据

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

计算每个类的初始聚类中心。其中, x_i 和 u_{ki} 分别表示第 i 个像素的像素值和其隶属于第 k 类的程度, N 是总样本数。

2) 根据

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|}{\|x_i - v_j\|} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (13)$$

更新隶属度矩阵,循环进行式(12)和式(13)的计算,直到更新前后隶属度矩阵的差异性小于设定的阈值。

3) 取隶属度最大值对应的类作为样本所属的类别。

4 实验及结果分析

4.1 数据集介绍及参数设置

为了验证改进方法的有效性,基于正常脑部的 MR 图像,使用 brainweb 网站上的 MR 图像模拟器模拟出多发硬化性的病变(矢状面、冠状面和轴面)。图像的像素为 535×627 ,噪声等级为 3%,切片大小为 1mm,分为 T_1 和 T_2 加权。计算 LSK 时采用 5×5 的邻域,对每个像素得到 25 维的 LSK 向量; h 值取 1;置信水平 $\tau = 0.98$,对得到的 DI 值进行显著性检验以达到置信水平,并得出属于变化区域的像素。

4.2 评估标准

得到最终的 DI 后形成一幅二值图像,白色(灰度值 255)部分表示变化区域,黑色(灰度值 0)表示未变化区域,参考二值图由专家标注得到。这里采用错检数(False Positive, FP)、漏检数(False Negative, FN)、总错误数(Overall Errors, OE)、敏感度(Sensitivity)^[20]、正确分类比(Percentage Correct Clas-

sification, PCC)^[20]、Kappa 系数(Kappa Coefficient, KC)^[20] 6 种检测标准。

如图 6 所示,左边的圆形集合表示参考图像中被标注为变化类的所有像素点,右边的圆形集合表示目标图像中被检测为变化类的所有像素点,二者的重合部分表示被正确检测出的属于变化类的像素点。FP 表示本属于未变化类却被检测为变化类的像素点的数量, FN 代表本属于变化类却被检测为未变化类的像素点的数量, OE 为二者之和。两个圆形集合之外的部分则是正确检测为未变化类的所有像素点。

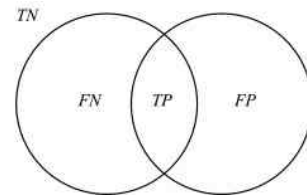


图 6 评估标准集合示意图

Fig. 6 Sketch map of evaluation criteria

敏感度用于衡量正确检测出病变部位的概率大小,定义如下:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

正确分类比用于衡量正确分类的像素点占总像素点的比重,定义如下:

$$PCC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (15)$$

Kappa 系数表征了最终的二值图和参考二值图的接近程度,其值越接近 1 表明检测差异结果越接近真实参考图。Kappa 系数的计算方式如下:

$$Kappa = \frac{PCC - PRE}{1 - PRE} \quad (16)$$

其中:

$$PRE = \frac{(TP + FP) \cdot Mc + (FN + TN) \cdot Mu}{(TP + FP + FN + TN)^2} \quad (17)$$

其中, Mc 为参考图像中被归为变化类的像素总数, Mu 为被分为未变化类的像素总数。

4.3 实验设置及结果分析

实验的目的主要是验证改进点的有效性,实验结果如图 7 所示。

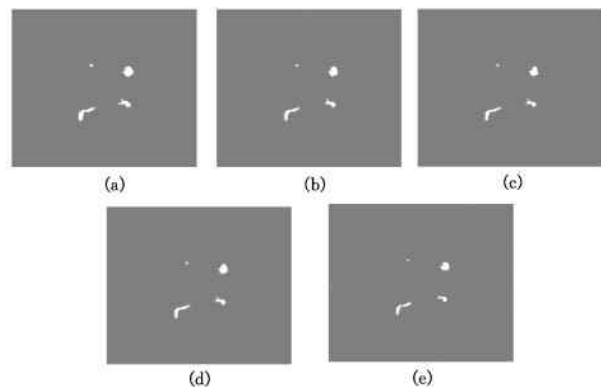


图 7 原算法及 3 种改进算法生成的 DOI

Fig. 7 DOI of former algorithm and three improved algorithms

实验共分为 3 组,第一组将只考虑多模态而不考虑大脑对称性的改进算法(MLSK)与原算法进行对比;第二组把只

加入对称性先验知识的改进算法(SLSK)与原算法进行比较;第三组则将两个改进点全融入原算法(MLSK)并进行对比。图 7(a)为改进前算法生成的 DI;图 7(b)一 图 7(d)分别为 3 种改进算法生成的 DI;图 7(e)为参考 DI。

从生成的 DI 中并不能直观地看出算法改进的效果,因此图 8 从图 7 中提取出错误检点 FP 及 FN 并重新作图,使得实验结果更加清晰。

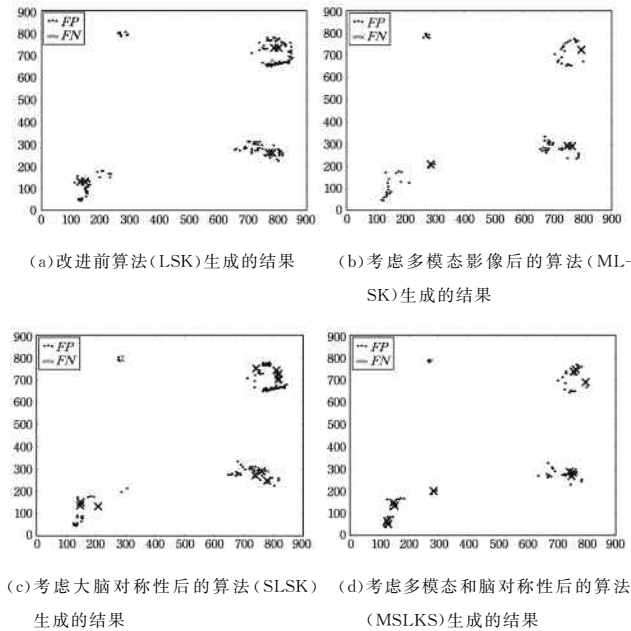


图 8 最终结果图

Fig. 8 Final results

从图 8 中可以清晰地看出,改进后的误分类数比改进前有了明显的下降。更具体的定量分析如表 1 所列。

表 1(a)中,改进后的 FP 值从 134 下降到了 71,只占原来的 53%左右,这是由于容积效应和伪影使得的检测误差被有效减小;另外, FN 值也有小幅下降;由于错检数减少,检测正确的概率(Sensitivity)上升, PCC 和 Kappa 也有所上升。综上,引入多模态后,总体检测效果有所改善。

表 1(b)中,改进后的 FP 值从 134 下降到 105,这是因为加入脑对称先验知识后,轴对称点的坐标差异减小,像素点之间总体距离缩短,由于坐标差异,未变化点被错检成变化点的情况减少;同时观察到改进后的 FN 值较改进前有所上升,这是由于轴对称点的差异减小后,变化点被错检成未变化点的情况也会增加。敏感度与 PCC 值都较之前略低, Kappa 系数略高。综上,加入脑对称先验知识后效果一般。

表 1(c)中, FP 值下降幅度增加, FN 上升幅度减小,其余各项系数均有不同幅度的增加。总的来说,除了 FN 值较改进前有增大外,其余指标均高于改进前。

SLSK 除 FN 外所有指标均增加; MLSK 除 FN 外所有指标增加,且幅度大于 MLSK。总的来说, MLSK 的应用范围较广,在脑 MR 影像不对称的情况下也是可行的策略; SLSK 和 MLSK 的应用范围较小,虽然 MLSK 较 MLSK 指标更高,但其对脑 MR 影像本身或配准要求高,实际操作时总体效果和 MLSK 相差不大。

表 1 改进前后的评估结果对照

Table 1 Contrast of assessment result between the former and improved methods

(a)只考虑多模态的前后对比		
方法	LSK	MLSK
FP	134	71
FN	12	9
OE	146	80
Sensitivity/%	98.394	98.973
PCC/%	99.959	99.964
Kappa/%	94.692	97.137
(b)只考虑脑对称性的前后对比		
方法	LSK	MLSK
FP	134	105
FN	12	28
OE	146	133
Sensitivity/%	98.394	98.381
PCC/%	99.959	99.952
Kappa/%	94.692	95.539
(c)两者皆考虑在内的前后对比		
方法	LSK	MLSK
FP	134	49
FN	12	21
OE	146	70
Sensitivity/%	98.394	99.408
PCC/%	99.959	99.984
Kappa/%	94.692	97.765

结束语 本文针对传统的基于单模态 MR 影像的局部转向核进行改进,以提高对脑中多发性硬化部分的检测精度,主要改进在于加入了多模态的概念和脑大致对称的先验知识。多模态的引入减少了伪影和容积效应的干扰,提升了检测精度;而脑对称的先验知识在提高某些指标的同时降低了另一些指标,且对影像要求高,对检测效果的提升并不明显,尚待改进。总体而言,本文所有的操作都基于二维的 MR 影像切片,信息量仍不足,将二维平面影像扩展到三维立体影像,把二维局部转向核引申为三维局部转向核,可能会得到更加精确的检测结果并获得更多的额外信息。

参 考 文 献

- [1] KIT O, LÜDEKE M. Automated detection of slum area change in Hyderabad, India using multitemporal satellite imagery[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2013, 83(9): 130-137.
- [2] WANG Q, ATKINSON P M, SHI W. Fast Subpixel Mapping Algorithms for Subpixel Resolution Change Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2014, 53(4): 1692-1706.
- [3] TIAN J, REINARTZ P, D'ANGELO P, et al. Region-based automatic building and forest change detection on Cartosat-1 stereoimagery[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2013, 79(330): 226-239.
- [4] HAME T, HEILER I, MIGUEL-AYANZ J S. An unsupervised

- change detection and recognition system for forestry[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(6): 1079-1099.
- [5] LLADÓ X, GANILER O, OLIVER A, et al. Automated detection of multiple sclerosis lesions in serial brain MRI[J]. Neuro-radiology, 2012, 54(8): 787-807.
- [6] RADKE R J, ANDRA S, AL-KOFAHI O, et al. Image change detection algorithms: a systematic survey[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(3): 294-307.
- [7] PEI L, REZA S M S, IFTEKHARUDDIN K M. Improved brain tumor growth prediction and segmentation in longitudinal brain MRI[C]// IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine. IEEE, 2015: 421-424.
- [8] MORAAL B, MEIER D S, POPPE P A, et al. Subtraction MR Images in a Multiple Sclerosis Multicenter Clinical Trial Setting [J]. Radiology, 2009, 250(2): 506-514.
- [9] PECOT T, KERVRANN C. Patch-based markov models for change detection in image sequence analysis[C]// The International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing. 2008.
- [10] SEO H J, MILANFAR P. Using local regression kernels for statistical object detection[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2008: 2380-2383.
- [11] SEO H J, MILANFAR P. Training-free, generic object detection using locally adaptive regression kernels[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1688-1704.
- [12] FU Y, YAN S, HUANG T S. Correlation Metric for Generalized Feature Extraction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2229-2235.
- [13] BOSCH M, HEITZ F, ARMSPACH J P, et al. Automatic change detection in multimodal serial MRI: application to multiple sclerosis lesion evolution[J]. Neuroimage, 2003, 20(2): 643-656.
- [14] SIMÕES R, SLUMP C. Change detection and classification in brain MR images using change vector analysis. [C]// 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2011: 7803-7807.
- [15] HSU Y Z, NAGEL H H, REKERS G. New likelihood test methods for change detection in image sequences[J]. Computer Vision Graphics & Image Processing, 1984, 26(1): 73-106.
- [16] MITRA A, DE A, BHATTACHARJEE A K. Detection of Progression of Lesions in MRI Using Change Detection[C]// Proceedings of the International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA) 2013. Springer International Publishing, 2014: 467-473.
- [17] PATRIARCHE J W, ERICKSON B J. Automated Change Detection and Characterization in Serial MR Studies of Brain-Tumor Patients[J]. Journal of Digital Imaging, 2007, 20(3): 203-222.
- [18] MA Y, LAO S, TAKIKAWA E, et al. Discriminant analysis in correlation similarity measure space[C]// Proceedings of the Twenty-Fourth International Conference on Machine Learning (DBLP). 2007: 577-584.
- [19] NIKA V, BABYN P, ZHU H. Change detection of medical images using dictionary learning techniques and principal component analysis[J]. Medical Imaging: Computer-aided Diagnosis, 2014, 9035(2): 024502.
- [20] GONG M, ZHAO J, LIU J, et al. Change Detection in Synthetic Aperture Radar Images Based on Deep Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 24(4): 2141-2151.
- (上接第 217 页)
- [15] GAO Y F, YU W Z, CHAO P F, et al. Analyzing reviews for rating prediction and item recommendation [J]. Journal of East China Normal University (Natural Science), 2015(3): 80-90. (in Chinese)
高玮璠, 余文喆, 晁平复, 等. 基于评论分析的评分预测与推荐 [J]. 华东师范大学学报 (自然科学版), 2015(3): 80-90.
- [16] LI W L, WANG C L, WEN J C. Collaborative filtering recommendation algorithm based on reviews and ratings[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(2): 1-7. (in Chinese)
李伟霖, 王成良, 文俊浩. 基于评论与评分的协同过滤算法 [J]. 计算机应用研究, 2017, 34(2): 1-7.
- [17] KOREN Y. Collaborative filtering with temporal dynamics[J]. Communications of the ACM, 2010, 53(4): 89-97.
- [18] ZHANG Y M, WANG L. Research on social tagging recommendation algorithm incorporated with user interest change [J]. Computer Engineering, 2014, 40(11): 318-321. (in Chinese)
张艳梅, 王璐. 适应用户兴趣变化的社会化标签推荐算法研究 [J]. 计算机工程, 2014, 40(11): 318-321.
- [19] ZHENG Z G, LIU J, WANG P, et al. Time-weighted uncertain nearest neighbor collaborative filtering algorithm[J]. Computer Science, 2014, 41(8): 7-12. (in Chinese)
郑志高, 刘京, 王平, 等. 时间加权不确定近邻协同过滤算法 [J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 7-12.
- [20] CHEN H T, SONG S S, LI T Q. Improved user based collaborative filtering recommendation algorithm [J]. Information Studies: Theory & Application, 2015, 38(9): 100-103. (in Chinese)
陈海涛, 宋姗姗, 李同强. 基于用户的改进的协同过滤推荐算法 [J]. 情报理论与实践, 2015, 38(9): 100-103.
- [21] JIANG S, WANG Z Q, XIU Y, et al. Collaborative filtering recommendation method based on dynamic social behavior and user's background information [J]. Computer Science, 2015, 42(3): 252-255. (in Chinese)
蒋胜, 王忠群, 修宇, 等. 基于动态社会行为和用户背景的协同推荐方法 [J]. 计算机科学, 2015, 42(3): 252-255.
- [22] ZHAO H Y, HOU J D, CHEN Q K. Collaborative filtering recommendation algorithm combining time weight and trust relationship [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(12): 3565-3568. (in Chinese)
赵海燕, 侯景德, 陈庆奎. 结合时间权重与信任关系的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32(12): 3565-3568.
- [23] HUANG C G, YIN J, WANG J, et al. Uncertain neighbors' collaborative filtering recommendation algorithm [J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(8): 1369-1377. (in Chinese)
黄创光, 印鉴, 汪静, 等. 不确定近邻的协同过滤推荐算法 [J]. 计算机学报, 2010, 33(8): 1369-1377.