

基于改进多尺度 LBP 算法的肝脏 CT 图像特征提取方法

刘晓虹 朱玉全 刘 哲 宋余庆 朱 彦 袁德琪

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 江苏 镇江 212000)

摘 要 针对高阶方向导数局部二值模式(DLBP)算法会丢失部分高尺度邻域信息的缺陷,提出一种基于改进多尺度 LBP 算法(MSLBP)的肝脏 CT 图像特征提取方法。该方法首先对肝脏 CT 图像进行预处理,并提取正异常 ROI 区域,然后利用改进的多尺度 LBP 特征提取方法提取特征,将高阶尺度采样点信息融合其邻域相关点信息作为该采样点的最终信息参与运算,同时利用对角线区域求平均操作,突出了邻域像素点之间的关系特征,从更大范围描述肝脏图像的纹理信息,最后进行分类。实验结果表明:所提方法的准确率可达到 90.1%,相比原始的 LBP 特征提取方法提高了 8.7%,有一定的临床应用意义,可用于医生的辅助诊断。

关键词 特征提取,局部二值模式,多尺度,纹理分析,医学图像

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.03.018

Liver CT Image Feature Extraction Method Based on Improved Multi-scale LBP Algorithm

LIU Xiao-hong ZHU Yu-quan LIU Zhe SONG Yu-qing ZHU Yan YUAN De-qi

(Department of Computer Science and Communication Engineering, University of Jiangsu, Zhenjiang, Jiangsu 212000, China)

Abstract Liver cancer, Malignant liver tumors, can be divided into primary and secondary categories. Recent census data prove that the current annual mortality of liver cancer has ranked third in the world. The diagnosis of early liver disease is beneficial to the treatment of liver cancer. The local binary pattern(LBP) algorithm has been widely used in the diagnosis of liver lesions. Although the traditional LBP method is simple, efficient, and easy to understand, but it lacks multi-scale information which leads to incomplete information description and lack of key information. In view of the defect that high order directional derivative local binary pattern(DLBP) algorithm will lose key information, extended multi-scale LBP algorithm(MSLBP) was proposed. The method firstly preprocesses the liver CT image to extract ROI region, then uses the extended multi-scale LBP feature extraction method to extract features. This method fuses the high-order sampling point information with its neighboring point information as the final information of the sampling point to participate in the operation. At the same time, the operation of averaging the diagonal regions highlights the neighborhood and describes the texture information of the liver image from a larger range. Finally, the classification algorithm is executed. The experimental results show that the accuracy of the proposed method can reach 90.1%, which is 8.7% higher than the original LBP feature extraction method. It has certain clinical application significance and can be used to help doctors diagnose. In the image preprocessing section, since medical images are different from natural images, the DICOM images gotten from hospital cannot be used directly. The first step of image preprocessing is to set Pixel Padding Value to zero. The second step of image preprocessing is converting pixel values to CT values using the equation 7 in section 2.1 according to header file information of the DICOM image. Then, an improved multi-scale LBP feature extraction was performed. The multi-scale feature is extracted while the relationship between neighboring pixels is considered. The LBP model used in this paper is a uniform LBP, with a total of 59 features. In order to prove the effectiveness of the improved multi-scale algorithm, this paper used complete local binary pattern(CLBP), four-patch LBP (FPLBP), dominant rotated local binary pattern(drLBP), local binary pattern(LBP) and other feature extraction methods

投稿日期:2018-07-15 返修日期:2018-09-16 本文受国家自然科学基金(61772242,61572239),国家自然科学基金青年基金(61402204),江苏大学高级人才科研启动基金(14JDG141),中国博士后面上项目(2017M611737),镇江市社会发展项目(SH2016029),镇江市卫生计生科技重点项目(SHW2017019),江苏高校“青蓝工程”资助。

刘晓虹(1992—),女,硕士生,主要研究领域为图像处理、模式识别,E-mail:ltt1317@163.com;朱玉全(1965—),男,博士,教授,主要研究领域为知识发现、机器学习、数据库系统及其应用、交通流量预测及其控制,E-mail:yqzhu@ujs.edu.cn(通信作者);刘 哲(1982—),女,博士,副教授,主要研究领域为图像处理、数据挖掘、模式识别;宋余庆(1982—),男,博士,教授,主要研究领域为医学图像处理与分析、数据挖掘、模式识别、计算机医学应用;朱 彦(1982—),男,硕士,主要研究领域为医学影像分析及诊断;袁德琪(1979—),男,硕士,主要研究领域为医学影像分析及诊断。

to extract the texture features of liver CT images, and then compared the experimental results, as shown in Table 1 in Section 4.2. Through the statistics of feature dimensions for all methods, it is proved that the multi-scale LBP method proposed in this paper has low dimensionality and high efficiency. The experimental results show that the proposed method can extend the multi-scale characteristics of LBP well, and describe the macro-texture structure information of a larger area while maintaining the same dimension. At the same time, the relationship information between adjacent pixels is taken into account, which makes up for the lack of sufficient information description and improves the accuracy of the algorithm.

Keywords Feature extraction, Local binary pattern, Multi-scale, Texture analysis, Medical image

1 引言

肝脏是人体重要器官之一, 肝脏疾病会对人类构成生命威胁, 而早期肿瘤的及时发现可以在很大程度上提高肝癌病人的生存概率。近年来, 计算机断层扫描(CT)由于具有操作便捷以及价格合理的特点, 已经成为一种常用的非侵入性的医学成像技术, 所得到的肝脏 CT 图像可供医生进行纹理分析^[1-4], 并以此诊断病情。

通过检测肝脏 CT 图像中关于病变区域的有价值的信息来对肝脏疾病进行诊断。为了找到一种方法来提取具有高度区分度的特征, 从而识别出肝癌病变区域, 近年来一些研究学者已经提出了诸多卓有成效的特征提取方法用于肝脏正常分类。

Suganya 等^[5]于 2013 年提出使用灰度共生矩阵 GLCM 的方式对肝脏超声图像进行纹理分类, 并找出了对肝脏超声图像正常分类最有意义的 5 个统计量, 即对比度、相关性、角二阶矩、聚类熵和聚类突, 最后得到的分类准确率达到 81.7%。2015 年, 文献^[6]也采用 GLCM 的方式从肝脏的 ROI 区域提取 15 个纹理特征作为一组输入向量, 并使用 SVM 支持向量机进行分类。同年, Kvostikov 等^[7]提出了一种用于测定肝纤维化阶段的肝脏超声图像纹理分析的综合方法, 提取了多种纹理特征, 包括灰度共生矩阵、灰度运行长度矩阵等共 720 个纹理特征, 并使用 KNN 分类器对这些纹理特征进行分类, 准确率达到 72.7%。由于仅提取灰度统计特征不能涵盖图像的所有信息, Vijayalai 等^[8]将 Legendre 矩与 LBP 特征相结合, 利用矩特征的全局信息与 LBP 的局部信息对肝脏图像进行统计, 从而得到了较高的正确识别率。然而, 由于 LBP 缺少多尺度方面的信息, 提取出的特征并不全面。而多尺度方案用于 LBP 中首先是由 Ojala 等^[9]提出的, 它主要是通过改变采样点的半径和数量得到每个尺度的特征, 然后将各个尺度的特征简单串联在一起, 特征描述更加全面, 但在得到多尺度特征的同时也带来了特征的高维数问题。Liu 等^[10]提出了一种捕获宏观纹理特征的 LBP 方法, 该方法简单且高效, 具有强鲁棒性, 准确率达到 70.3%, 但是它本质上还是通过简单特征串联的方式获取多尺度特征信息, 高维度特征问题并未得到解决。之后, Kirubakaran 等^[11]利用 Gabor 变换与 LBP 的方式进行肝脏图像的特征提取, 首先用 Gabor 变换的方式提取肝脏区域的多尺度特征, 然后通过 LBP 得到肝脏图像的局部特征, 进行特征融合后可达到 88.23% 的准确率。该方法虽然获取了多尺度的信息, 但有着同样的问题, 即维数灾难。

因此, 针对上述问题, 本文通过对 DLBP(详见 3.1 节)进行改进, 扩展了 LBP 多尺度特性, 在保证维度不变的情况下描述了更大区域的宏观纹理结构信息, 同时考虑了相邻像素间的关系信息, 弥补了信息描述不够充分的缺陷, 从而提升了算法的准确率。

本文第 2 节介绍本文所用到的一些相关方法的理论知识以及图像预处理的具体步骤; 第 3 节提出基于改进多尺度 LBP 算法的肝脏 CT 图像特征提取方法; 第 4 节给出实验并对结果进行分析; 最后对本文进行总结与展望。

2 相关工作

2.1 LBP 局部二值模式

Ojala 等于 1994 年提出了 LBP 局部二值模式, 该方法因计算复杂度低、计算效率高且具有灰度不变性而得到了广泛应用, 之后出现了不少改进算法^[12-14]。Liu 等^[15]于 2017 年对局部二值模式的发展做了详细的调查研究, 并对各种 LBP 模式的原理进行了阐述。

LBP 局部二值模式最基本的计算方法是通过设定一个 3×3 的窗口, 定义其中心像素为量化阈值, 将其 8 邻域的像素值与中心像素值进行比较, 当大于量化阈值时赋值 1, 小于量化阈值时赋值 0, 最终得到一个二进制编码; 然后乘以相应的权重后进行相加, 就可以得到该中心点的 LBP 值, 统计图像全部像素点的 LBP 值即可得到最终的 LBP 纹理特征值。LBP 算子的编码公式为:

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) 2^i, s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, g_c 为中心点像素值, $g_i (i=0, 1, \dots, P-1)$ 表示以 g_c 为中心、以 R 为半径的邻域像素点值。

Ojala 等还提出采用圆形邻域来计算 LBP 模式, 并通过采用不同大小的圆形邻域将 LBP 扩展到多尺度上。图 1 给出圆形邻域结构下不同的半径 r 和采样点个数 p 的 3 种情况, 其中没有位于像素中心的邻域采样点采取双线性差值方式获得。

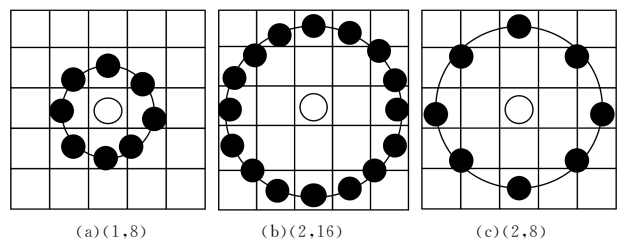


图 1 圆形邻域结构

Fig. 1 Circular neighborhood structure

明具有高度的统计学意义,因此所得特征经过 ROC 曲线分析之后,选取 $AUC > 0.65$ 且渐进显著性 $P < 0.05$ 的特征,最后选出 46 个特征组成最终的特征向量。全部特征的 ROC 曲线如图 6 所示。

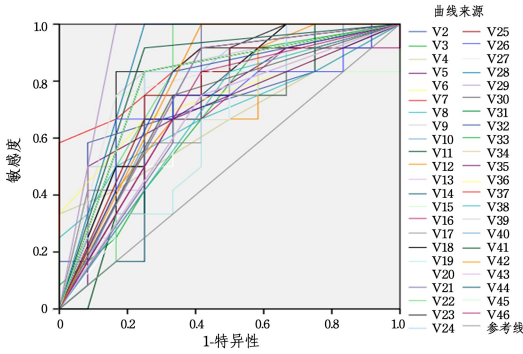


图 6 全部特征的 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curves of all features

4.2 分类性能的分析

分别利用灰度共生矩阵 (GLCM)、灰度游程长度矩阵 (GLRM)、灰度梯度共生矩阵 (GLGCM)、小波变换 (WT)、原始 LBP 方法、CLBP 方法^[19]、FPLBP^[20] 方法、drLBP^[21] 方法以及改进的多尺度 LBP 方法提取每张肝脏 CT 图像的纹理特征,最后经特征选择后送入分类器中进行分类,实验结果如表 1 所列。

表 1 实验结果

Table 1 Experimental results

(单位:%)

方法	SEN	SPE	PPV	NPV	ACC
GLCM	80.7	83.6	82.9	81.3	82.1
GLRM	75.2	74.7	74.6	75.2	74.9
GLGCM	75.9	80.1	79.1	76.9	78.0
WT	75.3	64.1	72.0	67.9	69.8
LBP	79.3	83.6	82.7	80.2	81.4
CLBP	77.5	78.7	78.7	77.5	78.1
FPLBP	65.5	69.2	67.8	66.9	67.4
drLBP	89.0	85.6	86.0	88.6	87.3
MSLBP	89.0	91.1	89.2	90.9	90.1

从表 1 的实验结果可以看出,本文 MSLBP 方法的准确率达到 90.1%,相较于其他传统方法以及各种改进的 LBP 方法,其准确率明显得到提升。改进的 MSLBP 方法考虑了多尺度的信息以及相邻像素间的关系信息,使特征描述更加全面和具体,从而可以得到更高的分类准确率。

根据 Ojala 于 2002 年提出的传统多尺度方案,即通过改变圆域半径和采样点数量来得到每个尺度的特征,并将各个尺度的特征进行简单的级联,本文分别计算了半径 r 为 1、采样点 p 为 8,以及半径 r 为 2、采样点 p 为 16 时的特征维度,并实施传统的多尺度方案,将不同尺度的特征简单级联,最后将特征维度与本文 MSLBP 方法的特征维度进行对比,结果如表 2 所列。

从表 2 的数据中可以看出,传统的多尺度方案得到的特征维度巨大,严重影响了计算效率以及分类准确率,而本文

MSLBP 方法在提取多尺度特征时维度仍然保持不变,降低了冗余性。

表 2 维度对比

Table 2 Comparison of dimensions

方法	(1,8)	(2,16)	(1,8)+(2,16)
LBP	59	243	302
CLBP	1342	1574	2916
drLBP	59	243	302
MSLBP	59	59	118

为了更加直观地证明本文方法的有效性,将不同特征提取方法的准确率以柱状图的形式显示在图 7 中。

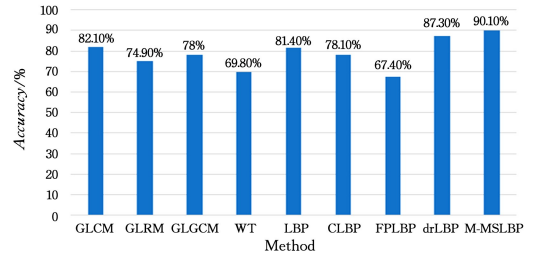


图 7 各种方法准确率的比较

Fig. 7 Comparison of accuracy of various methods

5 结论

本文提出了一种基于改进多尺度 LBP 算法的肝脏 CT 图像特征提取方法,提高了肝脏病变检测的诊断率。改进的多尺度 LBP 算法能够保证在特征维度不变的情况下提取图像的多尺度信息,从而达到描述更大区域的宏观纹理结构信息的目的。该方法首先将图像进行预处理,然后对得到的 ROI 区域进行多尺度的 LBP 特征提取,经过特征选择后再进行分类。实验结果表明,本文方法对肝脏 CT 图像的诊断率相比各类改进 LBP 方法均有明显的提升。通过实验分析可以看出,本文所提方法有一定的临床应用意义,可以用于医生的辅助诊断。本文针对实验数据集只做了二阶的 MSLBP 的实验,接下来的工作是将 MSLBP 应用到更多的尺度中,以证实它的有效性。

针对小样本数据的问题,未来将从以下 3 个方面进行研究。1)建立数据库:将已有的各种资源进行收集并整合,从而形成一个完整的高质量医学图像数据库,以方便今后的研究。2)One-shot learning 研究:利用迁移学习的方法,通过已有模型参数训练小样本数据模型。one-shot learning 属于迁移学习领域,主要研究的是网络少样本精准分类问题,可作为主要研究方向。3)通过增强数据集的方式,也可以在一定程度上解决小样本数据的问题。

结束语 本文提出了一种基于改进多尺度 LBP 算法的肝脏 CT 图像特征提取方法,包括肝脏 CT 图像的预处理、改进的多尺度 LBP 特征提取以及实验结果的展示,最终证明本文方法可以提高肝脏病变检测的诊断率。但是本文方法还存在不足,目前的实验结果虽然相较其他方法有所提升,但距离应用于临床诊断还远远不够,需要进一步提升准确率。

致谢 我们衷心感谢为本文提供数据集以及理论支持的江苏大学附属医院的朱彦医生和镇江市第一人民医院新医分院的袁德琪医生,非常感谢两位医生的帮助以及资助本文的各项基金。

参 考 文 献

- [1] HAN J, MA K K. Rotation-invariant and scale-invariant gabor features for texture image retrieval[J]. *Image Vision Computing*, 2007, 25(9): 1474-1481.
- [2] MANJUNATH B S, MA W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 837-842.
- [3] VARMA M, ZISSERMAN A. A statistical approach to texture classification from single images[J]. *Kluwer Academic Publishers*, 2005, 62(1-2): 61-81.
- [4] VARMA M, ZISSERMAN A. A statistical approach to material classification using image patch exemplars[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(11): 2032-2047.
- [5] SUGANYA R, RAJARAM S. Feature extraction and classification of ultrasound liver images using haralick texture-primitive features: Application of SVM classifier[C]// 2013 International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT), Chennai, 2013: 596-602.
- [6] ZHANG X, GAO X, LIU B J, et al. Effective staging of fibrosis by the selected texture features of liver: Which one is better, CT or MR imaging? [J]. *Computerized Medical Imaging & Graphics*, 2015, 46: 227-236.
- [7] KVOSTIKOV A V, KRYLOV A S, KAMALOV U R. Ultrasound image texture analysis for liver fibrosis stage diagnostics [J]. *Programming & Computer Software*, 2015, 41(5): 273-278.
- [8] VIJAYALAKSHMI B, BARATHI V S. Classification of CT Liver Images Using Local Binary Pattern with Legendre Moments[J]. *Current Science*, 2016, 110(4): 687-691.
- [9] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [10] LIU L, LONG Y, FIEGUTH P W, et al. BRINT: Binary rotation invariant and noise tolerant texture classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(7): 3071-3084.
- [11] RAMAMOORTHY S, KIRUBAKARAN R, SUBRAMANIAN R S. Texture feature extraction using mgrlbp method for medical image classification[M]// *Artificial Intelligence and Evolutionary Algorithms in Engineering Systems*. India: Springer, 2015: 747-753.
- [12] YASAR H, CEYLAN M. A new method for extraction of image's features: Complex discrete Ripplet-II transform[C]// 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference. IEEE, 2016: 1673-1676.
- [13] LI X, PLATANIOTIS K N. Color texture representation using circular-processing based Hue-LBP for histo-pathology image analysis[C]// 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, AZ, 2016: 3573-3577.
- [14] JAISWAL A K, BANKA H. Local pattern transformation based feature extraction techniques for classification of epileptic EEG signals[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, 34: 81-92.
- [15] LIU L, FIEGUTH P, GUO Y, et al. Local binary features for texture classification: Taxonomy and experimental study [J]. *Pattern Recognition*, 2017, 62: 135-160.
- [16] TABATABAEI S M, CHALECHALE A. Using DLBP texture descriptors and SVM for Down syndrome recognition[C]// *International Conference on Computer and Knowledge Engineering*. IEEE, 2014: 554-558.
- [17] LIU Z, ZHANG X L, SONG Y Q, et al. Liver segmentation with improved U-Net and Morphsnakes algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(8): 1254-1262.
- [18] FLETCHER R, FLECTHER S, FLECTHER G. *Clinical epidemiology: the essentials* (4th ed) [M]. Baltimore: Lippincott Williams & Wilkins, 2012: 45-83.
- [19] GUO Z, ZHANG L, ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(6): 1657-1663.
- [20] WOLF L, HASSNER T, TAIGMAN Y. Effective Unconstrained Face Recognition by Combining Multiple Descriptors and Learned Background Statistics[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(10): 1978-1990.
- [21] MEHTA R, EGAZARIAN K. Dominant Rotated Local Binary Patterns (DRLBP) for texture classification☆[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2016, 71(99): 16-22.