



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
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

2021
09
VOL.26

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



“深度学习+智慧医疗”专刊



第26卷第9期（总第305期）
2021年9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 中国科学院空天信息创新研究院
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 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218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 Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

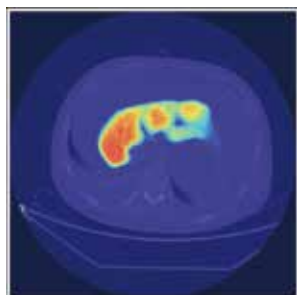
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

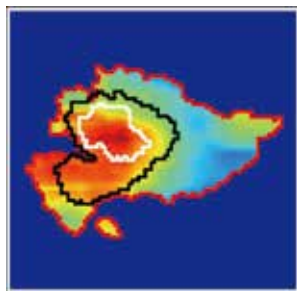
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



肺部影像解剖结构分割数据集及应用(第2111页)



LFSCA-UNet: 基于空间与通道注意力机制的肝纤维化区域分割网络(第2121页)



语义拉普拉斯金字塔多中心乳腺肿瘤分割网络(第2193页)

编者按 I

综述

深度医学图像配准研究进展: 迈向无监督学习

马露凡, 罗凤, 严江鹏, 徐哲, 罗捷, 李秀 2037

U-Net网络医学图像分割应用综述

周涛, 董雅丽, 霍兵强, 刘珊, 马宗军 2058

医学图像深度学习技术: 从卷积到图卷积的发展

唐朝生, 胡超超, 孙君顶, 司马海峰 2078

多尺度变换像素级医学图像融合: 研究进展、应用和挑战

周涛, 刘珊, 董雅丽, 霍兵强, 马宗军 2094

数据集论文

肺部影像解剖结构分割数据集及应用

覃文军, 李小硕, 周庆华, 刘盼, 杨金柱 2111

计算机断层扫描图像

LFSCA-UNet: 基于空间与通道注意力机制的肝纤维化区域分割网络

陈弘扬, 高敬阳, 赵地, 吴忌, 陈金军, 全显跃, 李欣明, 薛峰, 周沐瑶, 柏冰冰 2121

融合上下文和多尺度特征的胸部多器官分割

吉淑滢, 肖志勇 2135

注意力机制下密集空洞卷积的肺部图像分割

郭宁, 柏正尧 2146

融合注意力机制和特征金字塔网络的CT图像肺结节检测

张福玲, 张少敏, 支力佳, 周涛 2156

改进Faster R-CNN模型的CT图磨玻璃密度影目标检测

杨淑莹, 邓东升, 郑清春 2171

融合注意力机制与可变形卷积的多尺度骨病变检测

方成, 柏正尧 2181

磁共振图像

语义拉普拉斯金字塔多中心乳腺肿瘤分割网络

王黎, 曹颖, 郭顺超, 唐雷, 鄧子翔, 王荣品, 王丽会 2193

引入注意力机制和多视角融合的脑肿瘤MR图像U-Net分割模型

罗恺锴, 王婷, 叶芳芳 2208

集成注意力增强和双重相似性引导的多模态脑部图像配准

田梨梨, 程欣宇, 唐堃, 张健, 王丽会 2219

LRUNet: 轻量级脑肿瘤快速语义分割网络

何康辉, 肖志勇 2233

自适应多模态特征融合胶质瘤分级网络

王黎, 曹颖, 田梨梨, 陈祈剑, 郭顺超, 张健, 王丽会 2243

研究应用

面向运动想象脑电图识别的镜卷积神经网络

罗靖, 王耀杰, 刘光明, 王晓帆, 鲁晓峰, 黑新宏 2257

先验权重共享码本下内窥镜图像大肠病变分类

朱霆威, 李胜, 何熊熊 2270

融合空洞卷积与注意力的胃癌组织切片分割

陈颖锲, 李晗, 周雪婷, 万程 2281

视觉显著性的眼底图像视盘检测

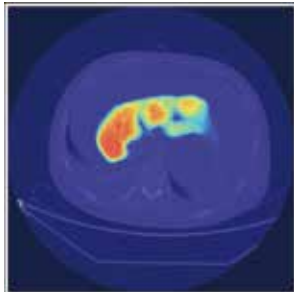
吕鹏飞, 王莹, 王思齐, 于晓升, 吴成东 2293

CONTENTS

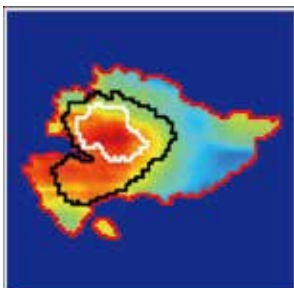
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Pulmonary image anatomical structure segmentation dataset and applications(P2111)



LFSCA-UNet: liver fibrosis region segmentation network based on spatial and channel attention mechanisms(P2121)



Semantic Laplacian pyramids network for multicenter breast tumor segmentation(P2193)

Review

- Deep-learning based medical image registration pathway: towards unsupervised learning
Ma Lufan, Luo Feng, Yan Jiangpeng, Xu Zhe, Luo Jie, Li Xiu 2037
- U-Net and its applications in medical image segmentation:a review
Zhou Tao, Dong Yali, Huo Bingqiang, Liu Shan, Ma Zongjun 2058
- Deep learning-based medical images analysis evolved from convolution to graph convolution
Tang Chaosheng, Hu Chaochao, Sun Junding, Sima Haifeng 2078
- Research on pixel-level image fusion based on multi-scale transformation: progress application and challenges
Zhou Tao, Liu Shan, Dong Yali, Huo Bingqiang, Ma Zongjun 2094

Dataset

- Pulmonary image anatomical structure segmentation dataset and applications
Tan Wenjun, Li Xiaoshuo, Zhou Qinghua, Liu Pan, Yang Jinzhu 2111

Computerd Tomography Image

- LFSCA-UNet: liver fibrosis region segmentation network based on spatial and channel attention mechanisms
Chen Hongyang, Gao Jingyang, Zhao Di, Wu Ji, Chen Jinjun, Quan Xianxue, Li Xinming, Xue Feng, Zhou Muyao, Bai Bingbing 2121
- Integrated context and multi-scale features in thoracic organs segmentation
Ji Shuying, Xiao Zhiyong 2135
- The integration of attention mechanism and dense atrous convolution for lung image segmentation
Guo Ning, Bai Zhengyao 2146
- Detection of pulmonary nodules in CT images by combining an attention mechanism and a feature pyramid network
Zhang Fuling, Zhang Shaomin, Zhi Lijia, Zhou Tao 2156
- Ground-glass opacity target detection in CT scans based on improved Faster R-CNN model
Yang Shuying, Deng Dongsheng, Zheng Qingchun 2171
- Multi-scale bone lesion detection based on attention mechanism and deformable convolution
Fang Cheng, Bai Zhengyao 2181

Magnetic Resonance Image

- Semantic Laplacian pyramids network for multicenter breast tumor segmentation
WANG Li, CAO Ying, Guo Shunchao, Tang Lei, Kuai Zixiang, Wang Rongpin, Wang Lihui 2193
- U-Net segmentation model of brain tumor MR image based on attention mechanism and multi-view fusion
Luo Kaikai, Wang Ting, Ye Fangfang 2208
- Multimodal brain image registration with integrated attention augmentation and dual similarity guidance
Tian Lili, Cheng Xinyu, Tang Kun, Zhang Jian, Wang Lihui 2219
- LRUNet: a lightweight rapid semantic segmentation network for brain tumors
He Kanghui, Xiao Zhiyong 2233
- Adaptive multi-modality fusion network for glioma grading
Wang Li, Cao Ying, Tian Lili, Chen Qijian, Guo Shunchao, Zhang Jian, Wang Lihui 2243

Research and Application

- Mirror convolutional neural network for motor imagery electroencephalogram recognition
Luo Jing, Wang Yaojie, Liu Guangming, Wang Xiaofan, Lu Xiaofeng, He Xinhong 2257
- Colorectal lesion classification of endoscopic images based on priori weight shared codebook application
Zhu Tingwei, Li Sheng, He Xiongxiang 2270
- The fusing of dilated convolution and attention for segmentation of gastric cancer tissue sections
Chen Yingsi, Li Han, Zhou Xueting, Wan Cheng 2281
- Optic disc detection based on visual saliency in fundus image
Lyu Pengfei, Wang Ying, Wang Siqi, Yu Xiaosheng, Wu Chengdong 2293

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2021)09-2270-11

论文引用格式: Zhu T W, Li S and He X X. 2021. Colorectal lesion classification of endoscopic images based on priori weight shared codebook application. Journal of Image and Graphics, 26(09): 2270-2280 (朱霆威, 李胜, 何熊熊. 2021. 先验权重共享码本下内窥镜图像大肠病变分类. 中国图象图形学报, 26(09): 2270-2280) [DOI: 10.11834/jig.200845]

先验权重共享码本下内窥镜图像大肠病变分类

朱霆威, 李胜*, 何熊熊

浙江工业大学信息工程学院, 杭州 310023

摘要: **目的** 大肠息肉和溃疡性结肠炎 (ulcerative colitis, UC) 是常见的大肠疾病, 发病率高, 检测需求大, 且容易在临床中被漏诊和误诊。因此研究用于内窥镜大肠病变图像分类的计算机辅助诊断 (computer-aided diagnosis, CAD) 系统十分重要。局域约束线性编码 (locality constrained linear coding, LLC) 在图像分类领域展现了优异的性能, 能够完成对内窥镜中病变图像的分类。但是由于肠胃内窥镜图像中存在的一些微小息肉等病理征状与肠壁十分相似, LLC 在这一场景下的性能有待提高。**方法** 由于码本的设计对细微差别检测能力影响大, 本文通过改进 LLC 中的码本来实现更精确的大肠病变分类, 其中原始码本被改进为带有先验权重影响的共享码本。主要思想是尝试尽可能多地使用代表私有部分的码本。本文方法重新排列了码本的列, 将较少使用的原子排列在码本的后方, 成为共享码本。并利用原子使用的频率计算权重, 通过在线字典学习的方法, 获得具有先验权重的共享码本。利用这一新码本对特征进行编码能实现更为高效精确的图像分类。**结果** 为避免过拟合, 将部分 Kvasir 数据集与部分医院合作数据集合并使用。实验在 2 600 幅内窥镜图像上进行正常、息肉和 UC 图像的三分类实验, 与压缩感知空间金字塔池化 (compressed sensing spatial pyramid pooling, CSSPP) 方法、私有共享字典学习算法 (category-specific dictionary and shared dictionary learning, CSDL)、环形空间金字塔模型方法 (circular inner ring partitioning, CIRP)、显著性和自适应局域约束线性编码 (saliency and adaptive locality constrained linear coding, SALLC) 和 Alex-Net 迁移学习的网络比较, 本文方法的总体分类准确率为 93.82%, 较对比方法分别高了 2.33%、2.21%、1.91%、0.8%、0.07%。**结论** 本文所提出的先验权重共享码本, 综合了词汇袋模型和共享字典的思想, 使得对内窥镜图像中相似图片的分类更加精确。

关键词: 计算机辅助诊断 (CAD); 局域约束线性编码 (LLC); 先验权重码本; 大肠病变分类; 在线字典学习

Colorectal lesion classification of endoscopic images based on priori weight shared codebook application

Zhu Tingwei, Li Sheng*, He Xiongiong

College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract: **Objective** Colorectal polyps (CPs) and ulcerative colitis (UC) have been the typical colorectal diseases with high morbidity. Colorectal polyps have become the main factor to trigger colon cancers. UC has been an unidentified color-

收稿日期: 2020-12-29; 修回日期: 2021-03-30; 预印本日期: 2021-04-06

* 通信作者: 李胜 shengli@zjut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61873239, 61675183); 浙江省重点研发计划项目 (2020C03074)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61873239, 61675183); Key Research and Development Program of Zhejiang Province, China (2020C03074)

ectal inflammatory disease nowadays. The clinical manifestations illustrate the phenomena in abdominal pain, diarrhea, and bloody stools. UC and CPs regard as one key factor to cause colon cancer. High-intensity endoscopic images analyses have intended physician to fatigued. computer-aided diagnosis (CAD)-based endoscopic colorectal disease image classification system has been the essential demonstration. The bag-of-visual-words (BoVW) model has been qualified in medical image classification for endoscopic lesion detection. Locality constrained linear coding (LLC) has been one good quality coding methodology in the BoVW model due to its coding performance and fast iteration speed. BoVW divide an image into many patches to extract its local features. The local features have become scale-invariant feature transform (SIFT) and histogram of oriented gradient (HOG). These local features have been coded via LLC. Spatial pyramid matching (SPM) and maximum pooling have been used to preserve the spatial information of the image. Some small polyps and unidentified UC have not been leaked out from the intestinal wall in the endoscopic image. The performance of LLC codebook has not been classified the similar endoscope images. To realize category-specific dictionary and shared dictionary learning (CSDL), this research has aimed to endoscopic colorectal image classification via learning a priori weight shared codebook in the LLC. The priori weight shared codebook has qualified good classification results via the endoscopic images classification. **Method** LLC-based priori weight shared codebook has been illustrated. The private features have been represented as much as possible. Two control factors in the LLC cost function have been added in. The rearrangement of the columns for the codebook have been arranged via these rarely used atoms called shared atoms in the bottom of the updated codebook in the coding process. Prior knowledge has been demonstrated to have good performance in image processing. The endoscopic images have potential to the probabilistic priors for image process. A priori diagonal weighting matrix has been added to the shared codebook for the better represent of local features when encoding. The weights have derived from the frequency based on the usage of the atoms. First, the local features have been extracted from image patches. The histogram of local color difference (LCDH) features has been identified the information via the relationship of the color distribution distance instead of the SIFT and HOG features due to the rich color information in the endoscopic images. These features have been clustered into the initial codebook via K-means algorithm. The initial codebook has been updated through online dictionary learning algorithm based on the proposed priori weight shared codebook algorithm. All features have been coded based on the updated codebook. The SPM has been used to preserve the spatial information of the endoscopic images. The support vector machines (SVM) classifier has been trained via the codes to identification the lesion images. **Result** This research has integrated a part of the Kvasir dataset and a part of the hospital cooperation dataset to resolve overfitting issue. First, the classification experiments have been performed based on 800 polyp images and 800 normal images. The size K of codebook and the size M of the shared atoms have become the main parameters to conduct classification. The results have shown that the classification result played well when K is 256 and M is 56. The accuracy, sensitivity and specificity have been 97%, 96.88% and 97.12% each. The SVM classification accuracy has increased 8.42%, 2.58%, 1.58% respectively compared with vector quantization (VQ), sparse coding SPM (ScSPM) and LLC based on the 1 200 images sample. The illustrated algorithm has presented more robust than LLC based on the small-sized images sample. The dataset has performed classification experiments based on 925 polyp images, 835 normal images and 840 UC images. The accuracy of the classification result has reached 93.82%. The SVM classified accuracy have increased 2.33%, 2.21%, 1.91%, 0.8%, 0.07% respectively compared to compressed sensing spatial pyramid pooling (CSSPP), CSDL, circular inner ring partitioning (CIRP), saliency and adaptive LLC (SALLC) and AlexNet. The running time has reduced 1 957 seconds in the calculation process. **Conclusion** A priori weight shared codebook based on locality constrained linear coding has been demonstrated for lesions detection. The qualified classification capabilities have been presented in comparison with BoVW model and other shared dictionary learning. The algorithm has shorten running time to improve the efficiency and accuracy of computer-aided diagnosis to aid clinical diagnosis level. The real-time disease detection based on a completed endoscopic video has been developing further via the applicability of the algorithm murgrading.

Key words: computer-aided diagnosis (CAD); locality constrained linear coding (LLC); priori weight shared codebook; colorectal lesion classification; online dictionary learning algorithm

0 引言

内窥镜是一种消化道常用的检测方式。常用于诊断各种肠道疾病,例如肿瘤、出血、溃疡、克罗恩病和乳糜泻(Maghsoudi, 2017)。溃疡性结肠炎(溃结)是一种原因未明的结直肠炎性病变,临床表现为腹痛、腹泻、血便,与息肉一起被认为是发生结肠癌最重要的高危因素(李景南, 2010)。根据2015年中国癌症统计数据结果显示,约有376 300人因此死亡(王锡山, 2017)。所以早期发现病变并及时治疗就显得十分重要。图1显示了不同大小的息肉、溃疡和正常组织之间的差异。可以发现,图1(b)中的小息肉和图1(d)的溃疡图像,其颜色、纹理特征与肠壁结构较为相似,较难用常规的特征进行区分。由于内窥镜图像数量巨大,且肠胃疾病的人工判断与医生的经验直接相关,而连续高强度地分辨大量视频帧,经验丰富的医生也会因疲劳导致状态下降,这些因素都会导致人工检查的准确率下降,发生误诊和漏诊。因此,计算机辅助诊断对帮助结肠镜医师降低误诊率十分重要。中国是肠胃道疾病大国,对肠胃道的检查需求每年在1亿人次以上,临床医生有较大缺口,辅助诊断系统能够很好地提

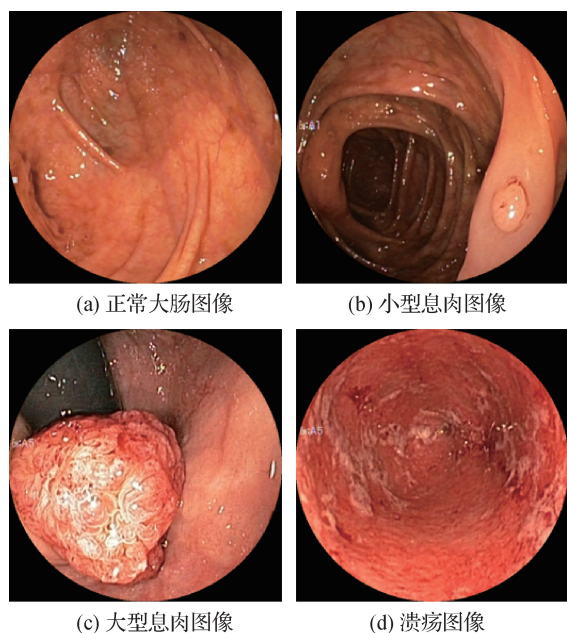


图1 典型内窥镜图像

Fig. 1 Typical endoscopic images((a) normal intestine image;(b) small polyp image;(c) big polyp image;(d) ulcer image)

升检查效率和准确性,应用前景广阔。目前,上海安翰医疗技术有限公司、重庆金山科技(集团)有限公司等国内医疗器械生产公司,将内窥镜异常检测算法与实际需求结合,推出了包括磁控胶囊胃镜检测机器人等计算机辅助诊断系统。结肠镜检查中计算机辅助诊断的应用为内镜检查质量的提高,特别是腺瘤检出率的提高和息肉病理学分类的预测方面开拓了崭新的视野(甘建琛等, 2019)。

自2000年以来,学者们提出了许多关于内窥镜异常检测的策略。Karkanis等人(2003)和Alexandre等人(2008)使用纹理和颜色特征,例如颜色小波和局部二值模式(local binary pattern, LBP)来检测息肉。Liaqat等人(2018)提出了一种新颖的多特征融合和选择的方法来自动检测溃疡和出血。由于内窥镜图像之间的特征相似,难以凭简单的特征来检测,以上方法提取图像的整体特征,细节部分的特征难以表示,对于相似的图像,会影响最后的分类结果。

由于视觉词袋模型(bag-of-visual-words, BoVW)(Nowak等, 2006; Nazir等, 2018)的发展,以局部特征为代表的图像特征已广泛应用于医学图像分类(Yuan等, 2016)。BoVW模型通常提取图像的分块特征,并将其聚类为码本。然后,通过码本对本地特征进行编码。因此码本设计和编码是BoVW模型中的关键步骤。Yang等人(2009)提出了一种使用空间金字塔匹配(sparse coding spatial pyramid Patching, ScSPM)的稀疏编码方法,使用稀疏编码代替矢量量化(vector quantization, VQ)(Csurka等, 2004)。因为VQ的每个编码只有一个非零元素来获得非线性编码,所以ScSPM的重构误差比VQ小。Wang等人(2010)提出了一种局部约束线性编码(locality constrained linear coding, LLC)方法,该方法利用区域性约束将每个描述符投影到其局部坐标系中,并取得了比ScSPM更好的分类结果。对比ScSPM, LLC认为局部性可以导致稀疏性,稀疏性却不一定可以导致局部性。所以LLC引入了局部性的概念,不仅仅满足稀疏,非零的系数还应该赋值给相近的码本原子,这样得到的编码更加准确。

然而, LLC等词汇袋模型的码本都是通过K-means算法(Lazebnik等, 2006)进行聚类并更新。这样的码本不适用于分类相似的图像。Gao等人(2014)通过学习每个类别的私有字典和所有类别

的共享字典,提出了细粒度的图像分类。同样,Peng等人(2019)提出了一种新的判别投影共享字典学习方法,该方法利用 LINC(S(library of integrated network-based cellular signatures) 基因表达谱数据对肿瘤亚型进行分类。共享字典将字典分为共享部分和不同类别图像的私有部分。图像的公共部分由共享字典编码,而不同部分由私有字典编码以扩大图像差异。通过共享字典的编码可以实现对细微特征的高效辨别。

为了解决区分内窥镜中相似图像的问题,受共享字典思想的启发,本文在 LLC 算法的基础上,提出了另一种形式的共享码本,其主要思想是将码本分为私有部分和共享部分,私有部分可以表示不同图像的特有特征,共享部分表示不同图像的一般特征。因此在编码时,尽量更多地使用码本的私有部分以更好地表示图像的特有特征,更利于区分相似图像。有学者将先验知识运用在图像处理中(Wang和Liu,2017;Jiang等,2020),取得了不错的效果。而内窥镜图像具有一定的连续性,因此前后图像之间有着较强的共性,使得概率先验有着巨大的潜力。所以本文通过预训练样本,在获得码本中每个原子的使用频率后,得到对角线加权矩阵,突出码本中每一列原子对编码的不同贡献性。在更新码本时,本文方法通过每一列的使用频率来更新码本的列(所谓的原子)。结合对角线加权矩阵,将常使用的私有原子排列在码本的前端,将不常使用的原子标记为共享原子,它们排列在更新码本的底部。码本 B 如图2所示,可以看到码本的大小为 $D \times K$, M 为共享原子数。

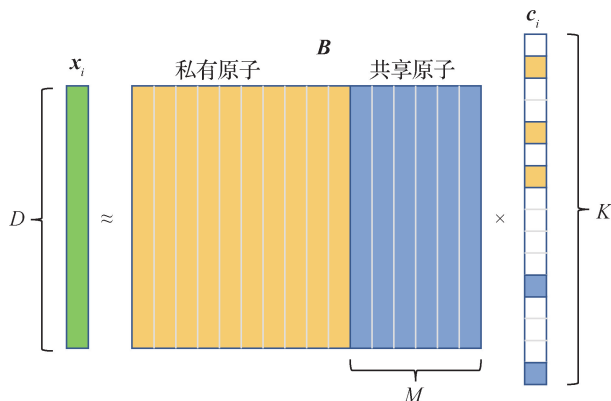


图2 共享码本

Fig.2 Shared codebook

本文主要贡献如下:1)与 BoVW 模型中现有的

码本不同,提出了一种先验权重共享码本,提高了对相似图像特征的表达能力,以增强判别溃疡图像、息肉图像和正常图像之间差异的能力。2)所提出的方法针对内窥镜应用场景,结合概率先验知识重新排列了码本原子,并使用了新的更新策略,将不常用的共享原子置于码本的底部。3)结合概率先验知识和共享码本,本文提出了一种新的代价函数及其解析解,并提出了一种具有快速收敛性的迭代更新方法。

1 相关工作

1.1 局部约束线性编码

Wang 等人(2010)认为,局部性一定会导致稀疏性,反之却未必。因此在某些情况下,局部性比稀疏性更重要。LLC 通过加入局部性限制达到全局性的目的,对传统的稀疏编码进行改造,其代价函数为

$$\min_{B,C} \sum_{i=1}^N \|x_i - Bc_i\|_2^2 + \lambda \|d_i \odot c_i\|_2^2 \quad (1)$$

s. t. $\mathbf{1}^T c_i = 1$

式中, C 表示所有编码, c_i 表示单个编码, x_i 为本地局部向量, d_i 表示本地向量与码本原子的距离, $\odot$ 表示对应向量总乘。 $\mathbf{1}$ 表示全部元素为 1 的向量,约束条件 $\mathbf{1}^T c_i = 1$ 表示编码的平移不变性,局部正则化项 $\|d_i \odot c_i\|_2^2$ 能够确保相似的局部特征具有相似的编码。

1.2 空间金字塔匹配和最大值池化

因为词汇袋模型是对图像提取局部的特征,进而生成全局直方图,所以会丢失图像的空间位置信息,无法对图像进行精确地表示。空间金字塔匹配 (spatial pyramid matching, SPM) 很好地解决了这个问题。如图3所示,SPM 将图像分为 3 个尺度,每个尺度的子区域个数分别为 1、4 和 16,总计 21 个子区域,并且每个尺度被赋予 1/4、1/4 和 1/2 的权重。

图像在每个子区域提取局部特征,并在经过编码之后进行最大值池化,分配不同的权重汇聚在一起得到图像的最终表示,保留了图像的空间位置信息。若每个尺度下的单个子区域包含 m 个小块,并且码本的大小是 K ,则在经过最大值池化之后,每个子区域可以由 K 维向量特征 f_j 表示。 f_j 由最大值池化得到,即

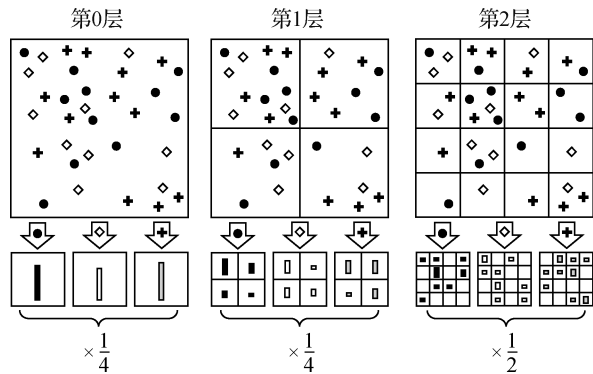


图3 三层空间金字塔模型

Fig. 3 Three-layer spatial pyramid model

$$f_j = \max\{z_{1j}, z_{2j}, \dots, z_{mj}\} \quad (2)$$

式中, z_{mj} 为每个小块的特征编码, 维度也是 K 。最后将每个子区域的特征编码首尾连接得到最终的图像表示向量, 在本文中, 维度为 $K \times 21$ 。

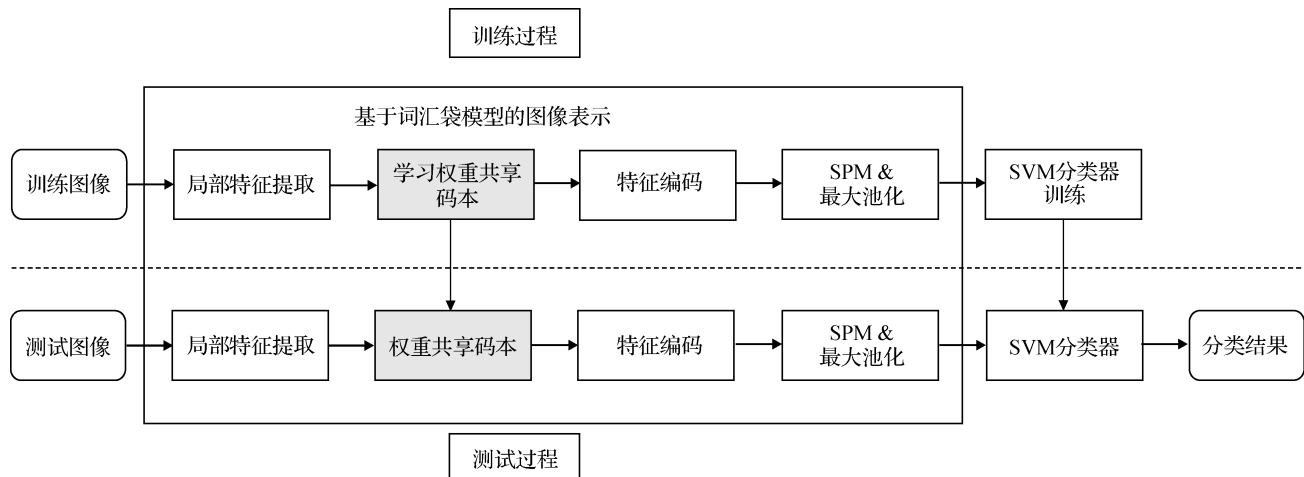


图4 实验流程图

Fig. 4 The flowchart

码本进行编码, 并使用训练好的 SVM 分类器进行分类以识别病变图像。

2.2 特征提取

由于内窥镜图像中的色彩信息丰富, 只使用空间纹理特征很难表现出图像的特点。因此没有使用常见的图像特征, 例如尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 和直方图定向梯度 (histogram of oriented gradient, HOG) 特征, 而使用了局部颜色差异直方图 (LCDH) 特征, 其主要思想是通过颜色的分布距离的关系来描述图像信息。

在 BoVW 模型中, 图像分为小块以提取局部特

2 本文方法

2.1 实验流程

图4是基于先验权重共享码本的内窥镜图像分类流程图。首先, 从测试和训练图像中提取局部颜色差异直方图 (histogram of local color difference, LCDH) (Yang 等, 2020) 特征。然后, 在训练阶段, 对训练图像特征通过 K-means 算法聚类成初始码本。接着通过提出的先验权重共享码本表达式使用在线字典学习算法 (Mairal 等, 2009) 更新初始码本。更新后的码本用来编码本地特征。其中, 为了保留内窥镜图像中的空间信息, 使用空间金字塔匹配的方法并将其最大值池化。最后将编码后的特征用于训练支持向量机 (support vector machine, SVM)。在测试时, 测试特征通过上述得到的先验权重共享

征。每个图像的局部特征可以表示为

$$X_i = [x_1, x_2, \dots, x_{n_i}] \in \mathbf{R}^{D \times n_i} \quad (3)$$

式中, D 是 LCDH 特征的维度, n_i 是单幅图像的分块

数。 $N = \sum_{i=1}^l n_i$ 是特征总数。在本文中, LCDH 算法在图像的 HSV 空间各自量化 4 个通道, 最终得到特征维度 D 的值为 64。所以最终得到的特征输入矩阵大小为 $64 \times N$ 。最后, 将这些特征作为输入进行先验权重共享码本的更新。

2.3 先验权重共享码本

基于 LLC 算法改进的共享码本的代价函数可以表示为

$$\min_{\mathbf{B}, \mathbf{C}} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i - \mathbf{B}\mathbf{c}_i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}_i \odot (\mathbf{S}_1 \mathbf{c}_i)\|_2^2 + \beta \|\mathbf{S}_2 \mathbf{c}_i\|_2^2$$

$$\text{s. t. } \mathbf{1}^T (\mathbf{S}_1 \mathbf{c}_i) = 1 \quad (4)$$

式中, $\mathbf{c}_i \in \mathbf{R}^K$ 是每个局部特征 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^D$ 编码后的向量。 $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{D \times K}$ 是共享码本。 $\mathbf{S}_1 = [\mathbf{E}_{D-M}, \mathbf{0}]$ 和 $\mathbf{S}_2 = [\mathbf{0}, \mathbf{E}_M]$ 是控制因子, 可以使得在编码时尽可能地使用排列在码本前端的私有原子, 其中 $\mathbf{E}_*$ 是大小为 * 的对角单位阵。 M 是共享词的数量。 λ 和 β 是平衡因子。 $\mathbf{d}_i$ 的表达式为

$$\mathbf{d}_i = \exp\left(\frac{\text{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{B}\mathbf{S}_1^T)}{\sigma}\right) \quad (5)$$

式中, $\text{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{B}) = [\text{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_1), \dots, \text{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_k)]^T$ 。 $\text{dist}(\mathbf{x}_i, \mathbf{b}_k)$ 是描述符 $\mathbf{x}_i$ 和码本 $\mathbf{B}$ 的列向量 $\mathbf{b}_k$ 之间的欧氏距离, σ 是权重因子。

$\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{D \times K}$ 是预先通过内窥镜图像训练得到的对角权重矩阵, 对角线的值代表了每一列原子使用的频率。将控制因子 $\mathbf{S}_1$ 和 $\mathbf{S}_2$ 替换成 $\mathbf{W}_1 = \mathbf{S}_1 \mathbf{W}$ 和 $\mathbf{W}_2 = \mathbf{S}_2 \mathbf{W}$ 。则最终的表达式为

$$\min_{\mathbf{B}, \mathbf{C}} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i - \mathbf{B}\mathbf{c}_i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}_i \odot (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i)\|_2^2 + \beta \|\mathbf{W}_2 \mathbf{c}_i\|_2^2$$

$$\text{s. t. } \mathbf{1}^T (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i) = 1 \quad (6)$$

为了求解式(6)的优化问题, 将其等效为

$$\min_{\mathbf{c}_i} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{B}\mathbf{c}_i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}_i \odot (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i)\|_2^2 + \beta \|\mathbf{W}_2 \mathbf{c}_i\|_2^2$$

$$\text{s. t. } \mathbf{1}^T (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i) = 1 \quad (7)$$

式(7)可转化为拉格朗日极值问题, 即

$$L(\mathbf{c}_i, \varepsilon) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{B}\mathbf{c}_i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}_i \odot (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i)\|_2^2 + \beta \|\mathbf{W}_2 \mathbf{c}_i\|_2^2 + \varepsilon [\mathbf{1}^T (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i) - 1] \quad (8)$$

为了方便计算结果, 将上式转化为矩阵形式, 即

$$L(\mathbf{c}_i, \varepsilon) = \mathbf{c}_i^T \mathbf{Q}_i^2 \mathbf{c}_i + \lambda \mathbf{c}_i^T \mathbf{G}_i^2 \mathbf{c}_i + \beta \mathbf{c}_i^T \mathbf{S}_2^2 \mathbf{c}_i + \varepsilon [\mathbf{1}^T (\mathbf{W}_1 \mathbf{c}_i) - 1] \quad (9)$$

式中, $\mathbf{Q}_i = \mathbf{x}_i \mathbf{1}^T \mathbf{W}_1 - \mathbf{B}$, $\mathbf{G}_i = \text{diag}(\mathbf{d}_i) \mathbf{W}_1$ 。

令偏微分方程 $\nabla L = \frac{\partial L(\mathbf{c}_i, \varepsilon)}{\partial \mathbf{c}_i} = 0$, 则式(6)的

解可以表达为

$$\mathbf{c}_i = \tilde{\mathbf{c}}_i (\mathbf{1}^T \mathbf{W}_1 \tilde{\mathbf{c}}_i)^{-1} \quad (10)$$

$$\tilde{\mathbf{c}}_i = (\mathbf{Q}_i^T \mathbf{Q}_i + \lambda \mathbf{G}_i^T \mathbf{G}_i + \beta \mathbf{W}_2^T \mathbf{W}_2)^{-1} \quad (11)$$

2.4 码本更新过程

在码本更新时, 使用式(6)作为编码标准来训练并更新码本。

回顾式(6), 发现可以将每个训练描述符 $\mathbf{x}_i$ 分解为编码 $\mathbf{c}_i$ 和码本 $\mathbf{B}$ 的乘积, 因此使用坐标下降法

基于现有的 $\mathbf{B}(\mathbf{C})$ 迭代优化 $\mathbf{C}(\mathbf{B})$ 。并且由于训练描述符的数量十分巨大, 使用在线词典学习方法来更新码本。

首先, 将通过 K-means 聚类获得的码本作为初始码本 $\mathbf{B}$ 。然后, 本文算法循环遍历所有训练描述符 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N]$, 以不断更新 $\mathbf{B}$, 并在更新码本时使用交替优化方法和在线词典学习算法。在每次迭代时, 采用单个描述符 $\mathbf{x}_i$ 来获得式(6)的结果。

然后, 算法仅保留那些对应的权重大于预定义的常数的 $\mathbf{B}_i$ 的集合, 并且对 $\mathbf{x}_i$ 进行拟合, 而没有位置约束。在 $\mathbf{x}_i$ 固定后, 以梯度下降的方式更新基。最后, 将更新的向量集投影回当前码本的相应的向量中以获得新的码本。本文算法步骤如下:

输入: 初始码本 $\mathbf{B}$, 训练样本 $\mathbf{X}$ 。

输出: 权值共享矩阵 $\mathbf{B}_{\text{updated}} = \mathbf{B}_N$ 。

1) 对于一个输入的训练样本 $\mathbf{x}_i$, 当 $i < N$ 时, 重复执行步骤 2)~5)。

2) 通过式(5)求出 $\mathbf{d}_i$, 并将其归一化。

3) 对于每次迭代, 通过式(6)得到 $\mathbf{c}_i$, 并仅保留数值大于 0.01 的值和 $\mathbf{B}_i$ 中与之相对应的列, 得到 $\mathbf{B}_{ii}$ 。

3) 通过计算得到 $\tilde{\mathbf{c}}_i$, 即

$$\arg \min_{\mathbf{c}_i} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{B}_{ii} \mathbf{c}_i\|_2^2$$

$$\text{s. t. } \sum_j c(j) = 1, \forall i \quad (12)$$

4) 使用梯度下降法, 将原来的码本减去步长与上述表达式倒数的乘积, 表达式为

$$\Delta \mathbf{B}_{ii} = -2\tilde{\mathbf{c}}_i (\mathbf{x}_i - \mathbf{B}_{ii} \tilde{\mathbf{c}}_i) \quad (13)$$

$$\mathbf{B}_{ii} = \mathbf{B}_{ii} - \mu \Delta \mathbf{B}_{ii} / \|\tilde{\mathbf{c}}_i\|_2, \mu = \sqrt{1/i} \quad (14)$$

5) 用 $\mathbf{B}_{ii}$ 更新的列替代 $\mathbf{B}_i$ 中对应的列, 输出得到先验权重共享码本。

通过上述步骤获得共享码本后, 可以通过它对本地描述符进行编码, 最后, 这些编码可以由 SVM 进行训练和分类。

3 数据和结果

本研究实验设备为 20 GB RAM 的 Xeon E3-1226, 操作系统 Win10。采用 MATLAB R2019a 进行仿真。

3.1 实验数据

为了避免由单个数据集的相似性而导致的过拟

合问题,本文数据集由两个数据集组成:一部分采用的是公开的 Kvasir 数据集,由挪威 Vestre Viken Health Trust(VV)的内窥镜设备采集。另一部分为合作医院获取的数据集。每幅图像均由专业医师进行标注。两类不同的数据集见图 5。

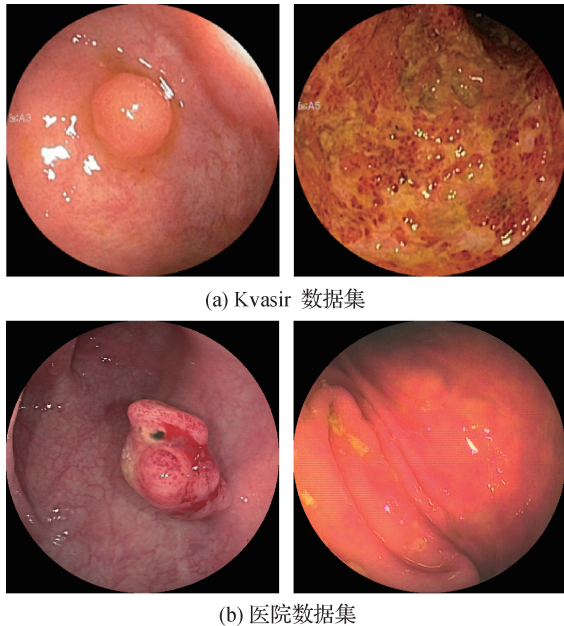


图 5 两类数据集

Fig. 5 Two types of datasets

((a) Kvasir dataset; (b) hospital dataset)

二分类实验在两个数据集中挑选了标记的 1 600 幅内窥镜图像,其中包括 800 幅息肉样本和 800 幅正常样本进行分类实验。三分类实验对数据集进行了扩充,加入了溃疡性结肠炎样本。对数据集中的 925 幅正常样本、835 幅息肉样本和 840 幅溃疡性结肠炎样本,总计 2 600 幅图像进行分类实验。由于图像的分辨率不同,因此提取感兴趣区域(region of interest, ROI),并将大小调整为 256×256 像素。本文基于 16×16 的图像块,以 8×8 的步长重叠取块,然后提取 LCDH 特征,可以将每个图像划分为 961 块。实验采用 5 折交叉验证方法,选择 80% 的图像进行训练,其余 20% 用于测试。

3.2 评价指标

对于二分类问题,采用敏感性(Sen)、特异性(Spe)和准确率(Acc)来评价各方法在疾病检测中的性能,计算方式为

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (15)$$

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (16)$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\% \quad (17)$$

式中, TP 、 TN 、 FP 、 FN 分别表示真阳性、真阴性、假阳性、假阴性。

在多分类的问题中,采用识别率(R)和准确率(ORA)作为评价指标

$$R_i = \frac{N_{ii}}{\sum_{j=1}^M N_{ij}} \times 100\% \quad (18)$$

$$ORA = \frac{\sum_{i=1}^M N_{ii}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M N_{ij}} \times 100\% \quad (19)$$

式中, M 为类别数, N_{ij} 表示第 i 类样本被分到第 j 类的数量,则 R_i 和 ORA 分别表示每一类的识别率和整体分类的准确率。

3.3 正常、息肉图像分类实验

首先,将针对共享码本进行息肉与正常肠镜图像的二分类实验,以说明共享性质在进行息肉识别时的作用。然后再加入先验对角矩阵,以说明先验信息对于最终分类准确率有一定的提升效果。

在 BoVW 模型中,码本的大小 K 是影响分类结果的主要参数。而本文的共享码本算法是在确定码本大小的前提下进行讨论的。因此,在执行共享码本更新算法之前,应首先确定码本的大小。

如图 6 所示,当码本较小时,分类性能较差。随着码本的增大,分类性能呈上升趋势,当增大到一定大小时,分类性能达到一个峰值,之后曲线变得平缓。当码本大小约为特征大小的 4 倍时,分类精度为 96.06%。且码本的大小与运行时间有直接关系,所以选择 K 的大小为 256。

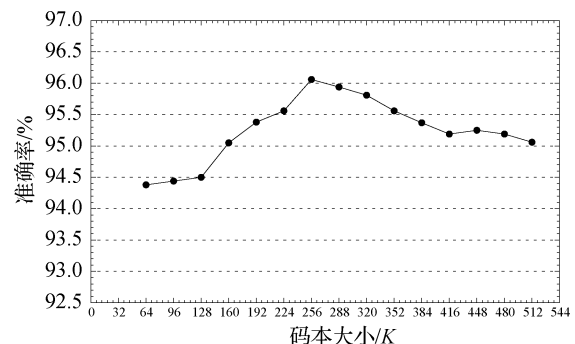


图 6 LLC 编码下不同码本大小的分类准确率曲线

Fig. 6 Accuracy of different codebook size under LLC coding

在 $K=256$ 时, 讨论不同的共享原子数对实验结果造成的影响。本文将 M 设置为 $14 \sim 140$, 以评估其对分类性能的影响。

从图7可以看出, 当共享原子的数量为56时, 分类效果最好, 为96.69%。特别地, 当 M 等于零时, 共享码本没有进行更新, 本文方法等效于 LLC, 分类结果为96.06%。

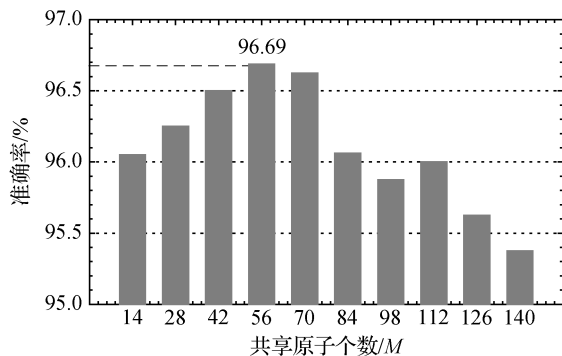


图7 在不同共享原子数时的分类准确率柱状图

Fig. 7 Accuracy comparison of different shared atoms

可以发现, 当共享原子的个数大于一定数值(98左右)时, 其分类结果会降低甚至不如原始的 LLC 算法。原因是当共享原子增多, 私有原子变少, 在编码时希望尽量多使用的原子也会变少, 使得码本中的原子无法更完备地表示特征。编码后的特征表示图像的能力也会下降, 所以会使分类结果降低。

图6和图7的结果表明, 本文方法比原始的 LLC 算法具有更好的分类结果, 提升了0.63%。此外, 此时的私有码本大小为 $200(K-M)$ 。而由图6可以看出, 当码本大小为200左右时, 原有 LLC 算法的分类准确率为95.5%左右, 分类准确率比本文算法低1.2%左右。这表明本文方法不只是使用码本的前一部分, 而是通过加入两个控制因子进行更新, 使其具有共享性。上述实验说明, 在码本大小确定时, 通过选择合适的共享原子数量, 本文的共享码本算法对比于原算法, 对特征可以进行更准确的编码, 具有更高的分类准确率。

接下来将预先得到的对角权重矩阵加入到表达式(4)中, 以此来说明先验信息在算法中的作用。为了说明本文算法对 LLC 算法的改进效果, 在数据集分别为400、800、1200、1600时, 对3种算法进行对比实验。实验结果如图8所示。

图8中, 3条曲线分别为原始 LLC 算法(LLC),

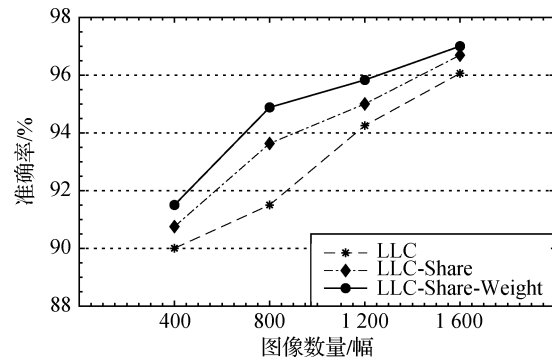


图8 在不同图像数量时3种方法的分类准确率曲线

Fig. 8 Accuracy comparison of the three methods under different number of images

基于 LLC 算法改进的共享码本(LLC-Share)和在共享码本的基础上加入先验权重信息形成先验权重共享码本(LLC-Share-Weight)。

图8显示在不同图像数量时, 本文算法的性能始终比 LLC 好, 且在增加先验权重信息之后, 编码时会选择权重系数更高的原子列, 能更好地区分不同类别的图像。在数据集较小时, 本文方法对 LLC 算法提升明显。随着数据集增大, 码本的更新更加完善, 分类准确率整体增加。

为了更好地对比本文方法, 表1为在样本数量为1200时, 本文方法与其他特征编码算法的分类结果。

表1 样本数量为1200的分类结果

Table 6 Classification results when the sample size is 1200

/%			
方法	准确率	敏感性	特异性
VQ	87.41	86.66	88.16
ScSPM	93.25	92.50	94.00
LLC	94.25	94.17	94.33
LLC-Share	95.00	95.34	94.66
LLC-Share-Weight	95.83	96.50	95.16

注: 加粗字体为每列最优值。

从表1可以看出, 由于 VQ 编码在编码时只有一个非零元素来获得非线性编码, 因此效果较差。而 ScSPM 在编码时使用了稀疏编码, 重构误差会比较小, 因此分类准确率比 VQ 编码更好。LLC 加入了局部性约束, 获得了比稀疏性更好的分类效果。本文方法在局部性的基础上, 将码本改进为先验权重

共享码本,可以将一些微小的息肉图像区分出来,最终分类准确率为95.83%,对比VQ、ScSPM、LLC、LLC-Share,分别提高了8.42%、2.58%、1.58%和0.83%。

图9是不同方法的ROC(receiver operating characteristic)曲线图,其中横坐标为假阳性率(false positive rate),表示负样本中被分类器预测为正样本的比例,纵坐标为真阳性率(true positive rate),表示正样本中被分类器预测为正样本的比例。AUC(area under curve)值的范围为[0.5,1],值越大表示系统的分类效果越好。

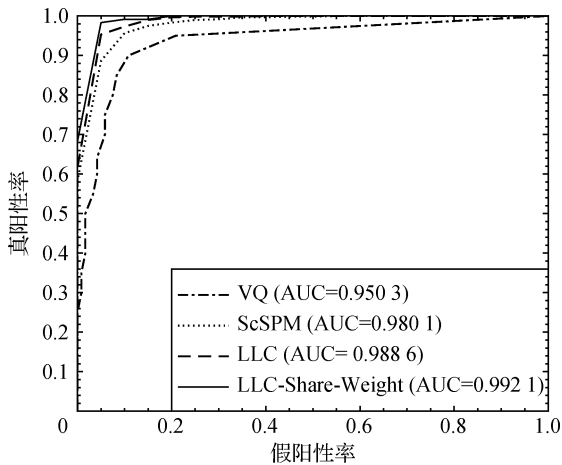


图9 不同方法的ROC曲线以及AUC值对比
Fig. 9 ROC curve and values of AUC of different methods

3.4 正常、息肉、溃疡图像三分类实验

上文通过对正常和息肉的二分类实验,确定了共享码本的大小等参数,而由于溃疡也是肠道中常发的疾病,病因和治疗方式与息肉有所区别。且三分类实验对算法的要求更高,为了更好地检测肠道疾病,用本文方法进行正常、息肉和溃疡的三分类实验。

图10为本文方法的分类结果,从混淆矩阵可以看出,本文方法对息肉和溃疡性结肠炎的检测分别达到了91.1%和91.7%。并与其他相关方法进行对比,实验结果如表2所示。

其中杨海清和孙道洋(2020)提出压缩感知空间金字塔池化(compressed sensing spatial pyramid pooling, CSSPP)方法,该方法利用压缩感知代替了特征提取的过程,提取的特征有较好的抗气泡等干扰能力,但不具备很好的区分性。CSDL(category-specific dictionary and shared dictionary learning)(Gao等,2014)是利用将特征经过一个字典进行稀

疏表示的方法进行分类。该方法的字典学习是通过

真实值、预测值	正常	息肉	溃疡
正常	0.981	0.014	0.005
息肉	0.007	0.911	0.077
溃疡	0.014	0.073	0.917

图10 混淆矩阵
Fig. 10 Confusion matrix

表2 与现有方法的对比
Table 2 Compared with other methods

方法	准确率/%	每类识别率/%			运行时间/s
		正常	息肉	溃疡	
CSSPP	91.49	94.71	91.02	88.35	3 580
CSDL	91.61	97.60	87.90	88.70	1 915
CIRP	91.91	97.04	88.38	89.98	2 445
SALLC	93.02	97.90	90.00	90.30	2 157
AlexNet	93.75	96.20	90.60	93.60	4 880
本文	93.82	98.10	91.10	91.70	2 905

注:加粗字体为每行最优值。

将字典进行结构化,使得编码后的特征有一定的区分性,训练过程较快,但忽略了图像的空间信息。Karmakar等人(2020)将词汇袋中的空间金字塔模型进行改进,将传统的方格划分改进为具有旋转不变性的圆形划分(circular inner ring partitioning, CIRP)。实验结果表明,该方法对病变不都是处于图像中心的数据集分类效果不如本文方法。Yuan等人(2017)基于词汇袋模型,在LLC的基础上提出显著性和自适应的方法(saliency and adaptive locality constrained linear coding, SALLC),其中码本仅由聚类获得。范姗姗等人(2019)在进行小肠息肉识别时采用神经网络结合迁徙学习的框架,本文选择其中的原始AlexNet结合迁移学习的策略,并将最大迭代次数设为4 000训练网络模型,在不考虑训练时间的情况下,分类准确率接近本文方法。

由表2可以看出,本文方法的准确率为93.82%,在对LLC算法的码本加入了共享性质之后,增强了编码对相似样本的表达能力,结合词汇袋

模型,在总体识别率上要高于其他对比方法。但是 AlexNet 在溃疡识别上比其他方法要高,说明神经网络的方法在肠道息肉识别中有一定的优势。在运行时间方面,本文方法远低于 AlexNet。综合分类准确率和运行时间两方面,本文算法在内窥镜异常检测方面有一定优势。

4 结 论

本文主要贡献在于通过结合特征袋的方法,提出了一种新型的权重共享码本,以实现内窥镜中有关大肠疾病的辅助诊断。与一些传统的特征袋模型的方法和其他的共享字典学习方法相比,所提出的方法在原有码本的基础上,加入了共享的性质,使其区分差别比较小的肠道图像的能力增强,因此具有更好的分类能力。实验结果表明,对息肉和溃疡性结肠炎的检测分别达到 91.1% 和 91.7% 的识别率,同时算法运行时间相对较短,保证了计算机辅助诊断效率以及准确性,对临床诊断具有一定的应用价值。

为了提高算法的适用性,未来可以考虑对一段完整的内窥镜视频进行疾病检测,或是对病变程度(息肉可以分为普通息肉和癌变息肉)进行进一步研究,为临床辅助治疗提供更丰富的方法和信息。

参考文献 (References)

- Alexandre L A, Nobre N and Casteleiro J. 2008. Color and position versus texture features for endoscopic polyp detection//Proceedings of 2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics. Sanya, China: IEEE: 38-42 [DOI: 10.1109/BMEI.2008.246]
- Csurka G, Dance C R, Fan L X, Willamowski J and Bray C. 2004. Visual categorization with bags of keypoints//Proceedings of European Conference on Workshop on Statistical Learning in Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer: 1-22
- Fan S H, Liu S C, Cao E, Fan Y H, Wei K H and Li L H. 2019. Small intestinal polyp detection in wireless capsule endoscopy images. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 38(5): 522-532 (范姗姗, 刘士臣, 曹鹏, 范一宏, 魏凯华, 厉力华. 2019. 无线胶囊内窥镜图像小肠息肉的自动识别. 中国生物医学工程学报, 38(5): 522-532) [DOI: 10.3969/j.issn.0258-8021.2019.05.002]
- Gan J C, Zhang M Q, Qin H and Zhang X P. 2019. Application of computer-assisted diagnosis in colonoscopy. Tianjin Medical Journal, 47(6): 580-583 (甘建琛, 张明庆, 秦海, 张锡朋. 2019. 计算机辅助诊断在结肠镜检查中的应用. 天津医药, 47(6): 580-583) [DOI: 10.11958/20191016]
- Gao S H, Tsang I W H and Ma Y. 2014. Learning category-specific dictionary and shared dictionary for fine-grained image categorization. IEEE Transactions on Image Processing, 23(2): 623-634 [DOI: 10.1109/TIP.2013.2290593]
- Jiang Q R, Li S, Zhu Z H, Bai H, He X X and de Lamare R C. 2020. Design of compressed sensing system with probability-based prior information. IEEE Transactions on Multimedia, 22(3): 594-609 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2931400]
- Karkanis S A, Iakovidis D K, Maroulis D E, Karras D A and Tzivras M. 2003. Computer-aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 7(3): 141-152 [DOI: 10.1109/TITB.2003.813794]
- Karmakar P, Teng S W, Lu G J and Zhang D S. 2020. An enhancement to the spatial pyramid matching for image classification and retrieval. IEEE Access, 8: 22463-22472 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2969783]
- Lazebnik S, Schmid C and Ponce J. 2006. Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories//Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE: 2169-2178 [DOI: 10.1109/CVPR.2006.68]
- Li J N. 2010. Clinical features and carcinogenesis mechanism of ulcerative colitis-associated colonic cancer. Modern Digestion and Intervention, 15(3): 158-160 (李景南. 2010. 溃疡性结肠炎相关结肠癌的临床特点和癌变机制. 现代消化及介入诊疗, 15(3): 158-160) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-2159.2010.03.010]
- Liaquat A, Khan M A, Shah J H, Sharif M, Yasmin M and Fernandes S L. 2018. Automated ulcer and bleeding classification from WCE images using multiple features fusion and selection. Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 18(4): #1850038 [DOI: 10.1142/S0219519418500380]
- Maghsoudi O H. 2017. Superpixel based segmentation and classification of polyps in wireless capsule endoscopy//The 2017 IEEE Signal Processing in Medicine and Biology Symposium. Philadelphia, USA: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/spmb.2017.8257027]
- Mairal J, Bach F, Ponce J and Sapiro G. 2009. Online dictionary learning for sparse coding// Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. New York, USA: ACM: 689-696 [DOI: 10.1145/1553374.1553463]
- Nazir S, Yousaf M H and Velastin S A. 2018. Evaluating a bag-of-visual features approach using spatio-temporal features for action recognition. Computers and Electrical Engineering, 72: 660-669 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2018.01.037]
- Nowak E, Jurie F and Triggs B. 2006. Sampling strategies for bag-of-features

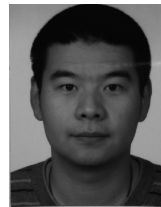
- tures image classification//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria; Springer: 490-503 [DOI: 10.1007/11744085_38]
- Peng S L, Yang Y N, Liu W, Li F and Liao X K. 2019. Discriminant projection shared dictionary learning for classification of tumors using gene expression data. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2019: #2950209 [DOI: 10.1109/TCBB.2019.2950209]
- Wang J J, Yang J C, Yu K, Lv F J, Huang T and Gong Y H. 2010. Locality-constrained linear coding for image classification//Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA; IEEE: 3360-3367 [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5540018]
- Wang X S. 2017. Comparison analysis of epidemiological characteristics and prevention-treatment strategy of colorectal cancer in China and the United States. *Chinese Journal of Colorectal Diseases*, 6(6): 447-453 (王锡山. 2017. 中美结直肠癌流行病学特征及防治策略的对比分析. *中华结直肠疾病电子杂志*, 6(6): 447-453) [DOI: 10.3877/cma.j.issn.2095-3224.2017.06.002]
- Wang Y H and Liu H W. 2017. SAR target discrimination based on BOW model with sample-reweighted category-specific and shared dictionary learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(11): 2097-2101 [DOI: 10.1109/LGRS.2017.2752763]
- Yang H Q and Sun D Y. 2020. Adjunctive diagnosis of ulcerative colitis under compressed sensing. *Journal of Image and Graphics*, 25(8): 1684-1694 (杨海清, 孙道洋. 2020. 压缩感知下溃疡性结肠炎辅助诊断. *中国图象图形学报*, 25(8): 1684-1694) [DOI: 10.11834/jig.200005]
- Yang J C, Yu K, Gong Y H and Huang T. 2009. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification//Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA; IEEE: 1794-1801 [DOI: 10.1109/CVPR.2009.5206757]
- Yang J J, Chang L P, Li S, He X X and Zhu T W. 2020. WCE polyp detection based on novel feature descriptor with normalized variance locality-constrained linear coding. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 15(8): 1291-1302 [DOI: 10.1007/s11548-020-02190-3]
- Yuan Y X, Li B P and Meng M Q H. 2016. Improved bag of feature for automatic polyp detection in wireless capsule endoscopy images. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 13(2): 529-535 [DOI: 10.1109/TASE.2015.2395429]
- Yuan Y X, Li B P and Meng M Q H. 2017. WCE abnormality detection based on saliency and adaptive locality-constrained linear coding. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 14(1): 149-159 [DOI: 10.1109/TASE.2016.2610579]

作者简介



朱霆威, 1996年生, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为肠道图像分类。

E-mail: 472474834@qq.com



李胜, 通信作者, 男, 副教授, 主要研究方向为信号处理、大数据、医疗图像处理。

E-mail: shengli@zjut.edu.cn

何熊熊, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数据驱动迭代学习控制、最优化、机器人。E-mail: hxx@zjut.edu.cn