

基于眼前节相干光断层扫描成像的核性白内障分类算法

章晓庆¹ 方建生¹ 肖尊杰¹ 陈 浜² Risa HIGASHITA³ 陈 婉⁴ 袁 进⁴ 刘 江^{1,2}

1 南方科技大学计算机科学与工程系 广东 深圳 518055

2 中国科学院宁波材料技术与工程研究所慈溪生物医学工程研究所 浙江 宁波 315201

3 Tomey 公司 日本 名古屋 4510051

4 中山大学中山眼科中心 广州 510060

(11930927@mail.sustech.edu.cn)

摘要 白内障是导致视觉损害和致盲的主要眼病,眼前节光学相干断层成像技术(Anterior Segment Optical Coherence Tomography, AS-OCT)具有非接触、高分辨率、检查快速、客观量化测量等特点,在临床上已经被广泛应用于眼病的诊断。目前缺乏基于眼前节 OCT 图像的核性白内障分类研究工作,为此提出了一种基于眼前节 OCT 图像的核性白内障分类算法。首先,利用自适应阈值方法、边缘检测 Canny 算法和手工校正相结合的方式从眼前节 OCT 图像中提取晶状体的核性区域;然后,基于图像强度和直方图的特征统计方法提取 18 个像素特征,并应用皮尔逊相关系数方法分析提取像素特征与核性白内障严重程度之间的相关性;最后,利用随机森林算法构建分类模型,从而得到核性白内障分类结果。在一个眼前节 OCT 图像数据集上的实验结果表明,所提算法对核性白内障严重程度的分类准确率和召回率分别达到了 75.53% 和 74.04%,具有作为核性白内障临床诊断的定量分析参考工具的潜力。

关键词: 白内障;眼前节光学相干断层成像;晶状体;核性区域;机器学习;随机森林

中图分类号 TP391

Classification Algorithm of Nuclear Cataract Based on Anterior Segment Coherence Tomography Image

ZHANG Xiao-qing¹, FANG Jian-sheng¹, XIAO Zun-jie¹, CHEN Bang², Risa HIGASHITA³, CHEN Wan⁴, YUAN Jin⁴ and LIU Jiang^{1,2}

1 Department of Computer Science and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen, Guangdong 518055, China

2 Cixi Institute of Biomedical Engineering, Ningbo Institute of Materials Technology & Engineering, Chinese Academy of Sciences, Ningbo, Zhejiang 315201, China

3 Tomey Corporation, Nagoya 4510051, Japan

4 Zhongshan Ophthalmic Center, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510060, China

Abstract Cataract is a main ocular disease for visual impairment and blindness. Anterior segment optical coherence tomography (AS-OCT) technique has the characteristics of non-invasiveness, high resolution, rapid inspection, and objective quantitative measurement. AS-OCT images have been widely used for the diagnosis of ocular diseases in clinical ophthalmology. In the current, it is lack of the research on classification methods of nuclear cataract based on AS-OCT images. To this end, this paper proposes a nuclear cataract classification method based on AS-OCT images. First, the nucleus region of the lens is extracted from AS-OCT images using a combination of adaptive threshold method, edge detection Canny algorithm and manual correction pattern. Then, eighteen pixel features are extracted based on image intensity and histogram feature statistical methods, and the Pearson correlation coefficient method is used to analyze the correlation between the extracted pixel features and the severity of nuclear cataract. Finally, the random forest algorithm is used to build a classification model for getting nuclear cataract classification results. Experimental results on an AS-OCT image dataset show that the proposed method achieves the accuracy and recall with 75.53% and 74.04% respectively. Therefore, the proposed method has the potential as a quantitative analysis reference tool for the clinical diagnosis of nuclear cataract.

到稿日期:2020-11-12 返修日期:2021-03-22

基金项目:广东省重点实验室项目(2020B121201001);广东省普通高校重点领域专项基金(2020ZDZX3043)

This work was supported by the Guangdong Provincial Key Laboratory(2020B121201001) and Key areas of Guangdong Province Colleges and Universities Special Funding(2020ZDZX3043).

通信作者:刘江(liuj@sustech.edu.cn)

Keywords Cataract, Anterior segment optical coherence tomography, Lens, Nuclear region, Machine learning, Random forest

1 引言

根据世界卫生组织的统计数据显示,白内障是中国乃至全球排名首位的致盲疾病。白内障也是一种年龄相关性疾病,其发病率随着年龄增长而提高。在临床上,白内障表现为眼睛的晶状体出现混浊,根据晶状体出现混浊的位置不同,从外到内可分为后囊性白内障、皮质性白内障和核性白内障^[1]。其中,核性白内障是一种常见的白内障,通常表现为晶状体核性区域的中心位置开始出现硬化和混浊,随着核性区域的混浊加重,色泽也逐渐加深(如深黄色),核性白内障也越严重^[2]。核性白内障患者一般可通过早期干预和手术治疗来改善视力。

如何准确客观地识别不同程度的核性白内障是临床诊断治疗中亟需解决的问题和挑战。国内外专家已提出了较多方法,如 Chylack1 等提出的晶状体混浊分类系统(Lens Opacities Classification System, LOCS III),利用6张标准的晶状体裂隙灯图像(slit-lamp image)来表示核性白内障的严重程度(1级到6级)^[3]。眼科医生通常基于 LOCS III 分级系统来比较测试者的裂隙灯图像和标准裂隙灯图像,以确定核性白内障级别,但这种人为的诊断方法具有很大的主观性和容易受医生的经验和知识水平影响。为了提高核性白内障诊断的准确性和客观性,文献[4]基于 LOCS III 分级系统,利用支持向量机回归算法(Support Vector Machine Regression, SVR)对核性白内障的裂隙灯图像进行自动分级; Xu 等^[5]基于裂隙灯图像,通过群稀疏回归算法自动对核性白内障分级;文献[6-7]利用深度学习实现核性白内障自动分类,并取得了不错的分类结果;文献[8]基于动物眼睛的超声图像实现核性白内障自动分类,目前还没有基于人的眼睛超声图像的核性白内障自动分类工作。

基于临床诊断标准,在 LOCS III 分级系统下,1级和2级核性白内障患者一般是无症状的,通常将这两种级别的核性白内障定义为轻度核性白内障,可以采用一些点滴药物来缓解白内障的发展进程;3级及以上级别的核性白内障患者具有明显的混浊症状,将这些级别的核性白内障作为中度或重度核性白内障^[2, 9-10],3级及以上的核性白内障患者需要接受临床观察和进行白内障手术。在计算机科学中,基于临床诊断需求和 LOCS III 分级系统,核性白内障严重程度的分类任务可以转化为一个二分类任务,即轻度核性白内障、中度或重度核性白内障。

眼前节光学相干断层成像技术(AS-OCT)能够获取眼睛的眼前节信息并且是无侵入的、高探测灵敏度的、快速的、高分辨的和客观量化测量的。在临床诊断上,眼科医生已经广泛基于眼前节 OCT 图像进行眼病诊断^[11],如青光眼。在临床前沿基础研究中,文献[12]基于眼前节 OCT 图像并以 LOCS III 分级系统为依据,通过线性拟合方法来研究核性白内障和核性区域的像素密度均值之间的相关性,统计结果显示,两者存在较好的相关性,这为基于机器学习的核性白内障严重程度分类提供了临床支持。目前缺乏基于眼前节 OCT

图像利用机器学习算法对核性白内障严重程度进行分类的研究工作。

基于已有的临床基础研究^[12-13]和影像组学方法^[14],本文首次提出了一种基于眼前节 OCT 图像像素特征的核性白内障分类算法框架。首先基于自适应阈值方法、Canny 算法和手工校对方式,从眼前节 OCT 图像中提取晶状体核性区域;然后利用图像强度特征统计和直方图特征统计方法提取了18个像素特征,再借助机器学习方法实现核性白内障严重程度的自动分类,并对特征重要性进行分析,为临床诊断提供可解释性。

在实验设计中,本文基于同一只眼睛的 OCT 图像数据是否都在训练集或测试集中,得到了两种不同数据集:个体数据集(subject dataset)和样本数据集(sample dataset)。这两种数据集的最大区别在于,个体数据集中同一只眼睛的眼前节 OCT 图像数据不是在训练集中,就是在测试集中;而样本数据集中,训练集和测试集中都有同一只眼睛的图像数据。实验结果表明,文中提出的核性白内障分类算法在个体数据集和样本数据集上的准确率分别达到了75.53%和86.52%,得到了与文献[15]类似的结论,即样本数据集的样本冗余性问题会使分类算法的性能偏高。为了较好地验证算法的泛化性能,本文的对比实验是在个体数据集上实现的,也可为类似研究工作提供参考。

2 相关工作

2.1 计算机辅助诊断的白内障分级与筛查技术

目前,国内外有不少学者在不同眼科图像模式下,通过机器学习方法实现白内障的自动分级和分类。文献[16]基于裂隙灯图像提取了21个像素特征,并分析了它们与核性白内障级别之间的相关性,为后面基于裂隙灯图像的核性白内障分级研究工作提供了参考。文献[17]基于裂隙灯图像分级标准提取了6个像素特征,并利用支持向量机回归方法进行核性白内障的自动分级;文献[18]将核性白内障分级问题看作排序问题,通过排序优化方法实现白内障自动分级。上述两种方法都取得了不错的核性白内障分级结果;文献[6-7]同样基于裂隙灯图像并利用深度学习来实现核性白内障自动分类,并取得了不错的分类结果。文献[8]提出了核性白内障的超声图像自动分类,但使用的超声图像来自动物。国内学者 Li 等^[19-20]基于眼底图像(fundus image),利用机器学习方法进行白内障自动筛查,并取得了较好的白内障筛查结果,但不能用于核性白内障诊断。

2.2 基于眼前节 OCT 图像的眼病诊断

近年来,眼前节 OCT 图像已被用于多种眼科疾病诊断,如青光眼、角膜疾病等。文献[21]提出了基于深度学习的青光眼筛查算法,并得到了95%的准确率。在白内障疾病诊断方面,文献[12]基于晶状体核性区域的像素平均密度,通过线性回归分析来建立核性白内障严重程度和眼前节 OCT 图像之间的相关关系,得到 R 值为 0.7 ($P < 0.001$),表明眼前节 OCT 图像的像素均值与核性白内障严重程度存在较好的相关

性。文献[22]基于眼前节 OCT 图像对晶状体不同区域进行精准分割,辅助眼科医生准确地诊断不同类型的白内障。文献[23]基于深度学习进行核质白内障自动分类,在整个晶状体的眼前节 OCT 图像上得到了低于 60% 的准确率,这主要与采用整个晶状体的眼前节 OCT 图像作为神经网络的输入有关。

3 基于眼前节 OCT 图像的核性白内障分类算法

如图 1 所示,提出的核性白内障分类算法框架包括 3 个阶段:眼前节 OCT 图像的核性区域提取、像素特征提取和基于机器学习算法的核性白内障分类。

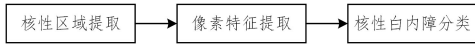


图 1 基于眼前节 OCT 图像的核性白内障分类算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of nuclear cataract classification algorithm based on AS-OCT images

3.1 晶状体核性区域提取方法的实现

如图 2 所示,眼前节 OCT 图像的晶状体核性区域提取的实现过程包括两个步骤:晶状体区域提取和核性区域提取。在晶状体区域提取过程中,借助自适应阈值方法得到晶状体的粗轮廓。基于提取得到的晶状体粗轮廓,用边缘检测 Canny 算法来提取核性区域,因为一个白内障患者可能患有多种类型的白内障,如同时患有核性白内障和皮质性白内障,为了降低皮质性白内障对核性白内障的影响(因为皮质区域和核性区域相邻),本文使用 ImageJ 软件对已提取的晶状体区域 OCT 图像进行校对和再次提取,得到最终的晶状体核性区域 OCT 图像并构造核性区域对应的 mask,为下文的像素特征提取工作作铺垫。

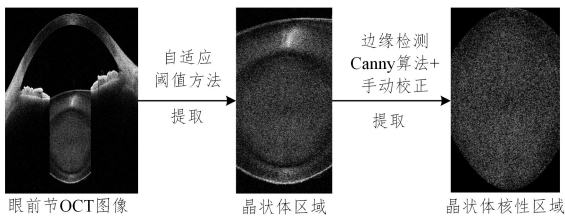


图 2 晶状体核性区域提取方法的实现流程图

Fig. 2 Flowchart of implementation of the lens nucleus region extraction method

3.2 像素特征

在眼前节 OCT 图像上,通过核性区域像素的均值来体现核性白内障的严重程度,均值越大,级别越高。本文基于临床眼前节 OCT 核性白内障分级研究工作和医学影像组学方法,除了提取临床研究用到的像素均值特征以外,还提取了其他 17 种像素特征。根据像素特征提取方法的类别,本文将提取的像素特征分为基于图像强度的统计特征和基于直方图的统计特征。

3.2.1 基于图像强度的统计特征

基于图像强度的统计特征方法,本文提取了 15 种眼前节 OCT 图像的晶状体核性区域特征。

(1)均值(mean):核性区域所有像素的均值。核性白内障的混浊度分布比较均匀,是临床诊断上用于判别核性白内障

严重程度的重要参考标准。

(2)方差(variance):每个像素值与像素均值之差的平方值的平均数,可用来衡量图像像素的离散(均匀)程度。

(3)最大值(maximum):核性区域的最大像素值。

(4)最小值(minimum):核性区域的最小像素值。

(5)像素范围(range):核性区域的最大像素值与最小像素值之差。

(6)标准差(Standard deviation, Std):核性区域的像素值的方差的平方根。

(7)中位数(中值, median):描述像素灰度值中处于中间大小的值。

(8)能量(energy):核性区域的所有像素值的平方和的均值。

(9)均方根(Root Mean Square, RMS):像素的能量特征的平方根。

(10)位于 10% 的像素灰度值(10th pixel Percentile, P10):核性区域的所有像素灰度值从小到大排序,位于前 10% 的像素值,可替代最小像素灰度值。

(11)位于 90% 的像素灰度值(90th pixel Percentile, P90):核性区域的所有像素灰度值从小到大排序,排名为 90% 的像素灰度值,可替代最大像素灰度值。

(12)像素的四分位距(interquartile range):核性区域所有像素灰度值从小到大排序,排名为 75% 像素灰度值与排名为 25% 的像素灰度值之差。

(13)像素的平均绝对偏差(mean absolute deviation):核性区域所有像素灰度值与像素均值的差的绝对值之和的均值,用于衡量所有像素灰度值与像素均值之间的偏差程度。平均绝对偏差值越大,表明像素灰度值分布离散;反之像素灰度值分布集中。

(14)像素的偏度(skewness):衡量核性区域所有像素灰度值分布的偏斜方向和程度,用于统计像素分布非对称程度的数字特征。

(15)峰度(kurtosis):衡量像素灰度值分布的峰值(平坦度)。峰度越高,表明像素分布值集中在两端而不是在平均值附近;较低的峰度表示相反的情况。

3.2.2 基于直方图的统计特征

除了提取像素强度的统计特征以外,本文还将核性区域的像素转化为直方图,提取 3 个基于直方图的统计特征。直方图的像素分段间隔是 25,如 0~25 和 25~50。像素特征值范围为 0~255,即有 11 个像素分段间隔。

(1)基于直方图的统计能量(Histogram Statistic Energy, HSE):直方图中所有灰度值分段的像素数量的平方和。

(2)熵(entropy):直方图中不同灰度值分段熵之和,用于度量直方图的不确定性(随机性)和测量图像包含的平均信息量。

(3)一致性(uniformity):直方图中不同灰度值分段的概率平方之和,用于度量直方图的随机性,其中,灰度值分段的概率指每个灰度值分段的像素数量与核性区域的像素总数量之比。

3.3 基于机器学习的核性白内障分类

如图3所示,基于机器学习的核性白内障分类包含两个部分:特征选择和随机森林分类模型构建。

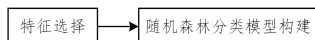


图3 晶状体核性区域提取方法的实现流程图

Fig. 3 Flowchart of implementation of the lens nuclear region extraction method

3.3.1 特征选择方法

本文采用统计学中的皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient, PCC)方法来计算18个像素特征与核性白内障严重程度之间的相关性,如表1所列。皮尔逊相关系数较大的前9个像素特征(Top 9)分别是:一致性、像素的四分位距、均方根、熵、能量、方差、标准差、偏度、中位数。最小值特征与核性白内障之间的相关性为0,说明不同严重程度的核性白内障的眼前节OCT核性区域像素的最小值都为0。

表1 像素特征与核性白内障严重程度之间的皮尔逊相关系数

Table 1 Pearson correlation coefficient between pixel features and the severity levels of nuclear cataract

顺序	特征	皮尔逊相关系数
1	一致性	0.60
2	四分位距	0.60
3	均方根	0.59
4	熵	0.58
5	能量	0.58
6	平均绝对偏差	0.57
7	偏度	0.56
8	标准差	0.56
9	中位数	0.55
10	位于90%的像素灰度值	0.55
11	均值	0.54
12	方差	0.54
13	峰度	0.42
14	范围	0.26
15	最大值	0.26
16	基于直方图的统计能量	0.25
17	位于10%的像素灰度值	0.20
18	最小值	0

3.3.2 随机森林分类模型构建

随机森林(Random Forest, RF)是一种集成算法,由多个决策树(Decision Tree, DT)子分类器构成,通过每个决策树投票来决定最终的预测结果。随机森林算法已经广泛用于医学图像分类与预测任务,与其他机器学习分类算法相比,随机森林算法具有训练速度快、泛化能力强、分类性能总体较好等优点。因此,本文选择随机森林算法来学习已提取的像素特征,并实现核性白内障严重程度的自动分类。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据集

眼前节OCT图像数据集来自本地三甲眼科医院,眼科医疗设备是日本Tomey公司的CASIA2眼前节OCT仪器。该数据集包含140名病人,212只眼的眼前节OCT图像数据,总共有3875张眼前节OCT图像,每只眼睛的图像数量为3~64。每只眼睛基于不同角度方向(如30度方向、45度

方向)都采集了64张眼前节OCT图像。有些眼睛的眼前节OCT图像采集操作不规范,导致采集的图像质量很差,本文将眼科医生判定不合格的眼前节OCT图像剔除。眼前节OCT图像的白内障级别是通过裂隙灯图像和LOCS III白内障分级标准映射得到的,其中每张裂隙灯图像的白内障级别由3名眼科专家共同决定。

综上所述,根据临床诊断标准和治疗方案^[6],可以把1级和2级核性白内障定义为轻度核性白内障;3级及以上定义为中度或重度核性白内障。图4为3张不同严重程度核性白内障的眼前节OCT图像,可以看出中度核性白内障和重度白内障之间的差别不大,但和轻度白内障之间的差别比较明显。眼前节OCT图像数据集被分成训练集和测试集,其中将一部分训练集的数据作为验证集。根据每一只眼的所有眼前节OCT图像是否都在训练集或测试集中,得到两种不同分布的数据集:个体数据集(subject dataset)和样本数据集(sample dataset)。个体数据集和样本数据集的最大区别在于:在个体数据集中,同一只眼睛的眼前节OCT图像数据不是在训练集中,就是在测试集中;在样本数据集中,同一只眼睛的前节OCT图像数据在训练集和测试集中都有,这会造成样本冗余性。

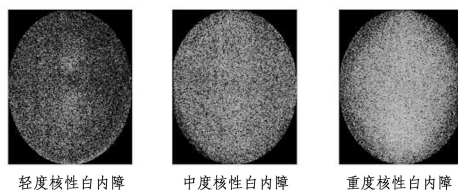


图4 3种不同严重程度核性白内障的眼前节OCT图像

Fig. 4 AS-OCT images for three different severity levels of nuclear cataract disease

表2列出了个体数据集的训练集和测试集的眼前节OCT图像分布。训练集包含152只眼睛,轻度核性白内障的图像数量为981,中度或重度核性白内障的图像数量为1811。测试集包含60只眼睛,轻度核性白内障有404张眼前节OCT图像,中度或重度核性白内障包含679张眼前节OCT图像。样本数据集的训练集和测试集的眼前节OCT图像分布与个体数据集的训练集和测试集的眼前节OCT图像分布相同,即训练集中包含981张轻度核性白内障图像和1811张中度或重度核性白内障图像;测试集中包含404张轻度核性白内障图像和679张中度或重度核性白内障图像。

表2 基于眼前节OCT图像的核性白内障类别对比

Table 2 Comparison of nuclear cataract types based on anterior segment OCT images

	眼睛数量	轻度核性 白内障	中度或重度 核性白内障	总计
训练集	152	981	1811	2792
测试集	60	404	679	1083
共计	212	1385	2490	3875

4.2 评价方法

准确率(Accuracy, ACC)、召回率(Recall)、精确率(Precision)和F1指标(F1 measure)等评价指标被用来评价所提

方法的总体性能。准确率用于衡量算法预测正确的样本数目占总样本数的比例;召回率是算法预测正确的正例样本的比例;精确率是算法预测为正例的样本中实际为正例的比例;F1 指标是精确率和召回率的调和均值。准确率、召回率、精确率和 F1 的计算式如式(1)~式(4)所示。

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$F1 = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

其中, TP, TN, FP, FN 分别代表真阳性(True Positive)、真阴性(True Negative)、假阳性(False Positive)和假阴性(False Negative)。在核性白内障严重程度的分类任务中,“真阳性”表示中度或重度核性白内障样本被准确地分类为中度或重度核性白内障,如果被错误地分成轻度核性白内障,则称作“假阴性”;“真阴性”指轻度核性白内障样本准确地被分类为轻度核性白内障,如果被错误地预测为中度或重度核性白内障,则称为“假阳性”。

4.3 实验结果

基于眼前节 OCT 图像的核性白内障分类算法是用 python 语言、OpenCV 图像处理包和 Sklearn 机器学习包实现的,算法的运行环境是 Windows10 操作系统。

表 3 列出了基于随机森林算法的个体数据集和样本数据集的核性白内障分类实验的结果。可以看出,随机森林算法在样本数据集上的核性白内障总体分类性能明显优于在个体数据集上的核性白内障总体分类性能,所有评价指标都提高了 10% 以上。正如上文所说,在样本数据集中,训练集和测试集都包含每只眼睛的眼前节 OCT 图像数据。因为每只眼睛的不同角度的眼前节 OCT 图像之间的相似度很高,所以分类算法的分类性能很高。基于实验设计的严谨性和核性白内障的实际诊断场景,以下所有的核性白内障分类实验都是在眼前节 OCT 图像的独立数据集上实现的。

表 3 基于随机森林算法的两种数据集的分类结果对比

Table 3 Classification result comparison of two datasets based on random forest algorithm

Dataset	ACC	Recall	Precision	F1
Mixed	86.52	84.96	85.23	85.09
Independent	75.53	70.86	75.16	74.04

(单位: %)

表 4 列出了基于 PCC 特征选择方法的眼前节 OCT 图像的核性白内障分类结果,分类器是随机森林算法。依据像素特征与核性白内障的皮尔逊相关系数大小和临床诊断依据,本文选择像素均值、像素熵、相关性系数最大特征(一致性、像素的四分位距)、皮尔逊相关系数排名前 5 的像素特征(Top 5)、Top 5 像素特征和均值特征组合、皮尔逊相关系数排名前 9 的像素特征(Top 9)和 17 个像素特征(最小值特征的 PCC 相关系数为 0),用于验证基于不同特征组合的分类性能。可以看出,基于单个像素特征皮尔逊相关系数大小的核性白内障

分类结果对比显示,随机森林算法基于像素熵取得了最好的分类性能,准确率、召回率、精确率和 F1 分别达到了 72.58%, 67.53%, 75.16% 和 68.04%; 这表明虽然皮尔逊相关系数的大小是衡量特征重要性的参考标准,但不一定是皮尔逊相关系数特征越大,分类器的性能就越好。基于像素特征数量的实验结果对比显示,随机森林算法在 17 个像素特征上取得了最好的分类性能,准确率达到 75.53%, F1 达到了 74.40%。随机森林算法在 Top 9 像素特征和全部像素特征上取得了接近的分类性能。总体来说,基于眼前节 OCT 图像的像素有关特征的数量越多,核性白内障的分类总体性能就越好。在临床诊断中,像素均值特征是用于衡量核性白内障严重程度和眼前节 OCT 图像之间相关性的重要参考标准,实验结果显示,基于像素均值的核性白内障分类准确率达到 71.00%, 这与在临床诊断中基于核性区域像素均值来确定核性白内障严重程度保持了较好的一致性。本文提取的这些像素特征都具有较好的可解释性,可用于辅助医生客观地诊断不同严重程度的核性白内障。

表 4 基于特征选择方法的核性白内障分类结果

Table 4 Nuclear cataract classification results based on feature selection method

Feature	ACC	Recall	Precision	F1
Mean	71.00	65.80	69.46	66.35
Entropy	72.58	67.53	73.52	68.04
Interquartile	70.91	66.38	69.01	66.93
Uniformity	71.56	66.34	70.22	66.94
Top 5	74.15	68.96	73.81	69.80
Top 5+mean	74.33	69.20	74.00	70.06
Top 9	74.98	70.37	74.35	71.25
17	75.53	70.86	75.16	74.40

(单位: %)

在未来工作中,在减少像素特征数量的同时进一步提高核性白内障的分类结果是未来研究工作的方向之一,由于在 17 个已提取的特征中,主要是皮尔逊相关系数较大的特征对核性白内障分类性能的影响很大,因此其可为基于眼前节 OCT 图像的核性白内障研究工作提供参考。

表 5 列出了本文采用的随机森林算法、3 种常见的机器学习算法和文献[19]提出的核性白内障分类方法的实验结果;所有机器学习算法都是基于表 4 所列的特征选择结果,即选择的像素特征数量为 17。3 种常见的机器学习算法分别为线性回归(LinearRegression, LR)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和决策树(Decision Tree, DT)。实验结果显示,随机森林算法比决策树、支持向量机和线性回归算法提高了约 2.5% 的准确率,如图 5 所示,并在其他 3 个评价指标也有类似的提高(见表 5)。随机森林算法是一种集成学习算法,其通过多个子决策树分类器能有效地学习特征有用信息,从而提高分类性能;决策树算法是一种较好的子分类器,基于表 5 中的核性白内障分类结果可以较好地解释这一点,决策树算法的总体分类性能优于支持向量机和线性回归。从表 5 也可以看出,本文提出的基于特征提取的核性白内障分类算法的结果显著优于文献[19]提出的深度学习算法的分类结果,其准确率提高了 17.68%,深度学习算法的分类结果较低的原因在于文献[19]将眼睛晶状体的眼前节 OCT 图像作为

深度学习模型的输入,缺乏对数据的理解和预处理。

表5 机器学习算法的核性白内障分类结果比较

Table 5 Nuclear cataract classification result comparison of machine learning methods

Method	ACC	Recall	Precision	F1
DT	73.04	68.52	71.72	69.23
CNN ^[19]	57.85	—	—	57
SVM	63.70	50.00	31.34	38.54
LR	70.18	63.48	69.55	63.61
RF	75.53	70.86	75.16	74.04

(单位:%)

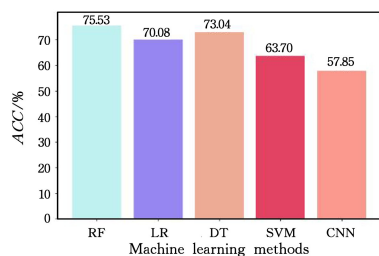


图5 机器学习算法的分类结果对比

Fig. 5 Classification results comparison of machine learning methods

表4和表5所列的核性白内障分类结果显示,提取较多的眼前节OCT图像的像素特征和采用集成学习算法都能提高核性白内障的分类性能,但本文的核性白内障分类准确率仅达到了75.53%,还有很大的提升空间。以下两点可以解释本文算法的结果:本文提出的核性白内障的眼前节OCT图像的像素特征提取方法还存在不足,在未来,本文将改进眼前节OCT图像的特征提取方法,进一步提高核性白内障分类准确率和为临床核性白内障诊断提供可靠的参考和解释。例如,首先对核性区域分上下两个区域分别进行特征提取,基于已有临床统计研究工作进行特征筛选;其次本文使用的眼前节OCT图像数据集较小,在未来的工作中将采集更多的眼前节OCT图像数据;然后改进基于直方图特征提取方法,如设置不同大小像素分段间隔。

近年来,深度学习方法已被广泛用于眼科图像处理领域,但它的可解释性和鲁棒性都较差。特别是基于眼前节OCT图像的核性白内障分类的研究工作较少,尚不确定核性白内障与眼前节OCT图像的哪些特征有关;其次在医学上,疾病诊断结果需要有较好的可解释性。本文采用传统的特征提取方法提取了一些图像像素特征,有助于理解核性白内障疾病与眼前节OCT图像之间的关系;同时基于特征提取方法得到的特征知识可以融入深度学习模型,为基于深度学习的模型(如卷积神经网络模型)提供理论依据。

结束语 基于眼前节OCT图像的核性白内障分类是一项具有挑战性和研究意义的工作,目前缺乏基于眼前节OCT图像核性白内障严重程度的分类研究。本文基于眼前节OCT图像,通过图像像素强度的统计特征方法和直方图的统计特征方法提取了18个像素特征;借助随机森林算法学习提取的像素特征和实现核性白内障自动分类。实验结果表明,本文算法的准确率达到75.53%,具有辅助医生对核性白内障进行客观定量诊断的潜力。本文提出的核性白内障分类

算法也存在一些不足,具有较大的提升空间。在未来,本文将改进特征提取方法基于眼前节OCT图像数据特点和设计先进的机器学习方法。随着深度学习技术被广泛应用于眼科影像领域,基于深度学习和特征提取方法融合的眼前节OCT图像核性白内障分类算法研究将是未来工作的一个重要研究方向。

参考文献

- [1] GALI H E, SELLA R, AFSHARI N A. Cataract grading systems; a review of past and present[J]. *Current Opinion in Ophthalmology*, 2019, 30(1): 13-18.
- [2] NIE M, QU C. Factors affecting cortical and nuclear cataract[J]. *Practical Journal of Clinical Medicine*, 2019, 16(4): 1-5.
- [3] CHYLACK L T, WOLFEJ K, SINGERD M, et al. The Lens Opacities Classification System III[J]. *Archives of Ophthalmology*, 1993, 111(6): 831-836.
- [4] LI H, LIM J H, LIU J, et al. An automatic diagnosis system of nuclear cataract using slit-lamp images[C]// *Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2009; 3693-3696.
- [5] XU Y, GAO X, LIN S, et al. Automatic Grading of Nuclear Cataracts from Slit-Lamp Lens Images Using Group Sparsity Regression[C]// *International Conference on Medical Image Computing & Computer-assisted Intervention*. Berlin: Springer, 2013.
- [6] ANG M, MEHTA J S. Artificial intelligence-assisted telemedicine platform for cataract screening and management; a potential model of care for global eye health[J]. *British Journal of Ophthalmology*, 2019, 103(11): 1537-1538.
- [7] XU C, ZHU X, HE W, et al. Fully Deep Learning for Slit-Lamp Photo Based Nuclear Cataract Grading[C]// *International Conference on Medical Image Computing & Computer-assisted Intervention (MICCAD)*. 2019.
- [8] CAIXINHA M, AMARO J, SANTOS M, et al. In-Vivo Automatic Nuclear Cataract Detection and Classification in an Animal Model by Ultrasounds[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, 63(11): 2326-2335.
- [9] OZGOKCE M, BATUR M, ALPASLAN M, et al. A comparative evaluation of cataract classifications based on shear-wave elastography and B-mode ultrasound findings[J]. *Journal of Ultrasound*, 2019, 22(4): 447-452.
- [10] WAN Y, WANG Y, ZHAO L, et al. Correlation among Lens Opacities Classification System III grading, the 25-item National Eye Institute Visual Functioning Questionnaire, and Visual Function Index-14 for age-related cataract assessment[J]. *International Ophthalmology*, 2020, 40(7): 1831-1839.
- [11] FU H, XU Y, LIN S, et al. Segmentation and Quantification for Angle-Closure Glaucoma Assessment in Anterior Segment OCT[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(9): 1930-1938.
- [12] WONG A L, LEUNG K S, WEINREB R N, et al. Quantitative assessment of lens opacities with anterior segment optical coherence tomography[J]. *British Journal of Ophthalmology*, 2009, 93(1): 61-65.

- [13] CHEN D, LI Z, HUANG J, et al. Lens nuclear opacity quantitation with long-range swept-source optical coherence tomography: correlation to LOCS III and a Scheimpflug imaging-based grading system[J/OL]. *British Journal of Ophthalmology*, 2018. https://www.researchgate.net/publication/328258927_Lens_nuclear_opacity_quantitation_with_long-range_swept-source_optical_coherence_tomography_Correlation_to_LOCS_III_and_a_Scheimpflug_imaging-based_grading_system.
- [14] ZWANENBURG A, ABDALAH M A, APTE A, et al. Image biomarker standardisation initiative[J]. *Radiotherapy & Oncology*, 2018, 127: S543-S544.
- [15] DEGHANI A, GLATARD T, SHIHAB E. Subject cross validation in human activity recognition[C]// *ACM Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*. 2019.
- [16] LI H Q, LIM H Y, LIU J, et al. Feature analysis in slit-lamp image for nuclear cataract diagnosis [C/OL] // *International Conference on Biomedical Engineering & Informatics*. IEEE, 2010. https://www.researchgate.net/publication/241175959_Feature_Analysis_in_Slit-lamp_Image_for_Nuclear_Cataract_Diagnosis.
- [17] LI H, LIM J H, LIU J, et al. Towards automatic grading of nuclear cataract [J/OL]. *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2006. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4353454.
- [18] HUANG W, CHAN K L, LI H Q, et al. A Computer Assisted Method for Nuclear Cataract Grading From Slit-Lamp Images Using Ranking[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 30(1): 94-107.
- [19] LI J, ZHANG L L, ZHANG L, et al. Cataract recognition and classification based on deep learning[J]. *Journal of the Second Military Medical University*, 2018, 39(8): 878-885.
- [20] XU X, ZHANG L, LI J, et al. A Hybrid Global-Local Representation CNN Model for Automatic Cataract Grading[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2020, 24(2): 556-567.
- [21] FU H, BASKARAN M, XU Y, et al. A Deep Learning System for Automated Angle-Closure Detection in Anterior Segment Optical Coherence Tomography Images[J]. *American Journal of Ophthalmology*, 2019, 203: 37-45.
- [22] CAO G, ZHAO W, HIGASHITA R, et al. An Efficient Lens Structures Segmentation Method on AS-OCT Images[C]// *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, 2020.
- [23] ZHANG X, XIAO Z, RISA H, et al. A Novel Deep Learning Method for Nuclear Cataract Classification Based on Anterior Segment Optical Coherence Tomography Images [C] // *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (IEEE SMC)*. IEEE, 2020.



ZHANG Xiao-qing, born in 1993, Ph.D candidate, is a student member of China Computer Federation. His main research interests include machine learning and medical image processing.



LIU Jiang, born in 1968, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include medical image processing and artificial intelligence.

(责任编辑:喻黎)