

基于机器学习算法的干眼预测模型研究

张弛, 王萍, 苏佳山, 程冬梅

引用: 张弛, 王萍, 苏佳山, 等. 基于机器学习算法的干眼预测模型研究. 国际眼科杂志 2021;21(9):1644-1648

基金项目: 广东省医学科研项目(No. A2020406); 华夏转化医学青年基金项目(No. 2017-D-001)

作者单位: (528000) 中国广东省佛山市, 华夏眼科医院集团佛山华夏眼科医院

作者简介: 张弛, 博士, 副主任医师, 研究方向: 近视防治与眼表疾病。

通讯作者: 张弛. zhangc94@huaxiaeye.com

收稿日期: 2021-03-28 修回日期: 2021-08-02

摘要

目的: 通过对干眼患者临床数据进行数据挖掘分析建立干眼的预测模型。

方法: 收集 2020-03/2021-01 于我院就诊的干眼患者 218 例 436 眼纳入干眼组, 健康体检无干眼人群 212 例 424 眼纳入正常对照组。两组受试者均接受泪液分泌试验(SIT)、荧光素染色泪膜破裂时间(FBUT)、非接触式泪膜破裂时间(NI-BUT)、泪河高度(TMh)、角膜荧光素钠染色(FL)、睑板腺功能评分(MG-SCORE)检查。分别从干眼组和正常对照组随机抽取 100 例 200 眼数据组成测试集, 其余干眼组 118 例 236 眼和正常对照组 112 例 224 眼数据作为训练集。采用 CFS(correlation feature searching)特征筛选算法筛选与干眼检测有关的强相关影响因素, 分别采用 C4.5 决策树、Random Forest、Random Tree、Naïve Bayes、KNN、SVM、Decision Stump 和 Bagging 机器学习方法构建干眼预测模型, 并对其进行单因子变量分析。

结果: 通过 CFS 特征筛选算法得到 SIT、NI-BUT、TMh 和 FL 评分 4 个指标作为特征变量。基于该 4 个特征变量, 采用 8 种机器学习算法构建模型的总预测准确率均高于 75%, 其中 Random Forest 模型的预测准确率最高, 对干眼组和正常对照组的预测准确率分别达 91.8% 和 88.3%, 总预测准确率达 90.1%。单因素建模分析结果表明, FL 评分和 NI-BUT 是干眼预测准确率较高的两个变量, 均超过 74%。

结论: Random Forest 算法可以用来构建泛化能力强、稳定性好的干眼预测模型, NI-BUT 和 FL 与干眼有较强相关性, 可以考虑将此二项作为临床检验是否患有干眼的数据标准。

关键词: 干眼; 机器学习; 预测; 特征筛选; 模型

DOI: 10.3980/j.issn.1672-5123.2021.9.31

Prediction of dry eye based on machine learning algorithms

Chi Zhang, Ping Wang, Jia - Shan Su, Dong - Mei Cheng

Foundation items: Medical Science and Technology Research

Foundation of Guangdong Province (No. A2020406); Huaxia Translational Medicine Fund for Yong Scholars (No.2017-D-001) Huaxia Eye Hospital of Foshan, Huaxia Eye Hospital Group, Foshan 528000, Guangdong Province, China

Correspondence to: Chi Zhang. Huaxia Eye Hospital of Foshan, Huaxia Eye Hospital Group, Foshan 528000, Guangdong Province, China. zhangc94@huaxiaeye.com

Received: 2021-03-28 Accepted: 2021-08-02

Abstract

• AIM: To build prediction model of dry eye with data mining techniques.

• METHODS: From March 2020 to January 2021, 218 patients (436 eyes) with dry eye were selected as dry eye group, and 212 patients (424 eyes) without dry eye were selected as control group. Schirmer I test (SIT), fluorescein staining tear film break-up time (FBUT), non-contact tear film break-up time (NI-BUT), tear meniscus height (TMh), corneal fluorescein staining (FL) and meibomian gland function score (MG-SCORE) were performed in both groups. Totally 200 eyes of 100 samples were randomly selected from the dry eye group and the control group to form a test set of 400 eyes of 200 samples. The remaining 118 samples (236 eyes) in the dry eye group and 112 samples (224 eyes) in the control group were used as the training set. Correlation feature searching (CFS) feature selection algorithm was used to search the factors related to the detection of dry eye. C4.5, Random Forest, Random Tree, Naïve Bayes, KNN, SVM, Decision Stump and Bagging methods were used to construct the prediction model, respectively.

• RESULTS: By using CFS feature selection algorithm, an optimal sub-feature set including SIT, NI-BUT, TMh and FL were obtained. Based on the four features, eight machine learning algorithms were employed to build the prediction model, respectively. The results show that the prediction accuracies were all higher than 75%. Among the eight prediction models, the prediction accuracy model by using Random Forest is the highest, which achieved 91.8% and 88.3%, respectively. And the total prediction accuracy reached 90.1%. In addition, through the analysis of single factor modeling, we found that FL and NI-BUT had the highest prediction accuracy, which exceeded 74%.

• CONCLUSION: Random Forest could be considered as a stable and well generalization algorithm to build prediction model for dry eye with well generalization. NI-BUT and FL have a strong correlation with dry eye, which can be considered as the standard for clinical examination of dry eye.

• KEYWORDS: dry eye; machine learning; prediction; feature selection; model

Citation: Zhang C, Wang P, Su JS, *et al.* Prediction of dry eye based on machine learning algorithms. *Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci)* 2021;21(9):1644-1648

0 引言

干眼是指由泪液的量或质或流体动力学异常引起的泪膜不稳定和(或)眼表损害,从而导致眼部不适症状及视功能障碍的一类疾病。其发病率非常高,根据流行病学调查结果显示,世界范围内干眼的发病率约为 5.5%~33.7%^[1-2],其中我国发病率约为 21%~30%,干眼患者有眼部干涩、异物感、烧灼感、视疲劳、视力波动等不适,严重者可导致眼表,尤其是角膜组织干燥、角化或融解、穿孔,造成角膜盲。因此干眼的正确有效诊断尤为重要^[3]。干眼症状无特异性,临床上诊断干眼,除了临床症状外,还需要结合各种眼表检查的客观参数综合判断,如泪液分泌试验(Schirmer I test, S I t)、荧光素染色泪膜破裂时间(FBUT)、非接触式泪膜破裂时间(NI-BUT)、泪河高度(TMh)、角膜荧光素钠染色(FL)评分、睑板腺功能评分(MG-SCORE)等^[4]。但这些单个指标的临床意义有限,哪些指标对干眼的诊断更有参考价值,它们之间的联系又是什么,目前未见相关报道。

数据挖掘是生物信息学的重要内容之一,可以将获得的零散数据转换成便于读写输出的信息,再进一步用多种数学工具进行分析建模,从而找出这些数据的联系和规律,为临床诊断、治疗提供帮助和参考^[5]。本研究拟运用数据挖掘技术,分析正常人和干眼患者各眼部检查参数,寻找诊断干眼的相关性指标,建立干眼预测模型。

1 对象和方法

1.1 对象 选取 2020-03/2021-01 于我院确诊的干眼患者 218 例 436 眼纳入干眼组,其中男 101 例 202 眼,女 117 例 234 眼,年龄 20~70(平均 41.32±5.13)岁。纳入标准:(1)符合干眼诊断标准,根据《中国干眼临床诊疗专家共识》(2020)中干眼的诊断标准^[6]:1)有下列主观症状之一:干燥感、异物感、烧灼感、视疲劳、畏光、疼痛、流泪、视力波动、眼红;2)眼表疾病指数(OSDI)问卷评分≥13分;3)NI-BUT≤10s 或 S I t≤10mm/5min;(2)年龄 18~72 岁。排除标准:(1)继发于系统性红斑狼疮(SLE)、类风湿性关节炎(RA)和系统性硬化症(SSc)等干眼患者;(2)既往有眼部过敏、手术、配戴角膜接触镜、角结膜感染性疾病等病史。选取同期在我院进行健康体检的健康人群 212 例 424 眼纳入正常对照组,其中男 113 例 226 眼,女 99 例 198 眼,年龄 18~72(平均 43.19±6.22)岁。纳入标准:(1)无干眼症状和体征;(2)年龄 18~72 岁。排除既往有眼部过敏、手术、配戴角膜接触镜、角结膜感染性疾病等病史者。本研究经医院伦理委员会审批通过,所有研究对象均知情同意。

1.2 方法

1.2.1 检测指标

1.2.1.1 OSDI 问卷评分 采用 OSDI 问卷进行干眼主观症状评分,问卷内容包含眼部症状(眼干、灼热感、异物感、眼痛、畏光和视力波动等)、视觉相关功能、环境因素。由 12 个问题组成,每个问题评分 0~4 分,0 分为无症状,1 分为有时侯有症状,2 分为一半时间有症状,3 分为绝大多数

时间有症状,4 分为总有明显症状。OSDI 评分=(25×总得分数)/回答问题数,总分 0~100 分。

1.2.1.2 S I t 无麻醉条件下使用 Schirmer 试纸(5mm×30mm),头端内折置入受检者下眼睑外中 1/3 交界处的结膜囊,嘱受检者轻闭眼 5min 后,测量 5min 内泪液浸湿试纸的长度。

1.2.1.3 FBUT 用荧光素钠试纸触及下睑结膜囊,嘱受检者瞬目 3~4 次使荧光素涂布于眼表,双眼平视前方,从未次瞬目至角膜出现首个黑斑的时间为泪膜破裂时间。测量 3 次,取平均值。

1.2.1.4 NI-BUT 暗室环境下,受检者双眼自然睁开,使用 Keratograph 5M 中 Placido 盘投影至受检者角膜的表面并对焦,注视中心红点,再嘱其充分瞬目 3 次后尽可能保持睁眼,自动记录泪膜破裂时间。测量 3 次,取平均值。

1.2.1.5 TMh 暗室环境下,受检者在测试前充分瞬目 3 次,采用 Keratograph 5M 拍照记录泪河高度图像。测量 3 次,取平均值。

1.2.1.6 FL 评分 用荧光素钠试纸触及受检者下睑结膜囊,将角膜划分为 4 个象限,在裂隙灯钴蓝光下观察角膜染色情况。角膜染色在每个象限的评分为 0~3 分:0 分为无染色;1 分为小于 30 个染色点;2 分为大于 30 个点但未融合成片;3 分为出现融合或出现丝状物及溃疡。4 个象限的得分相加为每眼的总评分,共 0~12 分。

1.2.1.7 MG-SCORE 通过 Keratograph 5M 睑板腺成像技术对睑板腺结构进行评估,每只眼的上下睑分别进行评分记录,评分标准:0 分:睑板腺无缺失;1 分:睑板腺缺失比例<1/3;2 分:睑板腺缺失比例为 1/3~2/3;3 分:睑板腺缺失比例>2/3。

1.2.2 预测模型的构建和验证方法 不同的机器学习算法适合于不同的数据集,本研究分别使用 Random Tree、KNN、Decision Stump、Random Forest、SVM、Naïve Bayes、C4.5 决策树等机器学习算法构建干眼预测模型,通过 5 组交叉验证结果评估该模型的预测能力,并采用受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)及曲线下面积(area under curve, AUC)评估各算法的预测能力。在 5 组交叉验证中,将数据集分成 5 个子集,其中 4 个子集作为训练集用于建模,1 个子集作为测试集检验模型,共进行 5 次计算,得到 5 个值,取平均值即 5 组交叉验证的结果。具体流程如下:(1)收集数据,构建用于建模的数据集;(2)对训练集进行特征筛选,去除冗余的变量,建立特征子集;(3)使用机器学习算法对训练集进行模型构建;(4)对建立的模型进行评估;(5)使用独立测试集对模型的预测能力进行验证。本研究所有的机器学习计算均在 Linux 系统下采用开源软件 WEKA 进行。

1.2.2.1 数据库构建 分别从干眼组和正常对照组各随机选取 100 例 200 眼受检者的数据组成测试集,其余干眼组 118 例 236 眼、对照组 112 例 224 眼受检者的数据作为训练集。

1.2.2.2 特征筛选 由于特征变量的数目不仅会增加计算量,而且会对模型的构建造成干扰,降低模型的预测准确率,因此,本研究根据特征变量性质和确定性关系选用 CFS(correlation feature searching)方法进行特征筛选。CFS 是一种基于信息增益的特征筛选方法,该方法计算各个特

征变量和目标值之间的重要性及特征变量之间的相关性,

计算公式: $D_n = k \overline{FeC} / \sqrt{k + k(k + 1) iCC}$, 获得对目标变量重要, 而特征变量之间相关性较低的特征变量。

1.2.2.3 机器学习算法

1.2.2.3.1 C4.5 决策树 决策树是一种用来表示判定规则的树结构。通过对训练样本集训练, 可以构造出一棵可表达一定规则的决策树, 该树对样本空间进行了划分。当使用决策树对未知样本预测时, 该算法利用已生成的树, 从根结点开始对样本的属性测试其值, 并顺着分枝向下移动, 直至达到某个叶结点为止。此叶结点代表的类即为该样本的分类结果^[7]。

1.2.2.3.2 KNN KNN 即 K-最近邻 (K nearest neighbors), 适用于分类和回归的非参数方法。特征空间中的 K 个最接近的训练样例 (即样本点) 作为输入, 输出值有 2 种情况, 当 N=1 时, 输出对象是简单的最近邻样本点; 而当它存在 K 个值 (N ≠ 1 时), 输出值是 K 个最近邻的平均值^[8]。

1.2.2.3.3 Random Tree 基本思路: 设属性集 $\{X = F_1, \dots, F_k, D\}$ 为建造树型提供大体结构, 其中包括非决策属性 $F_i (i=1, 2, \dots, k)$ 和决策属性 $D(d_1, d_2, \dots, d_m)$ 。 $F_i(x)$ 表示 x 的属性 F_i 值^[9]。

1.2.2.3.4 Naïve Bayes Naïve Bayes 即朴素贝叶斯算法, 是无监督学习的一种常用算法, 通过联合概率 $[P(x, y) = P(x|y) P(y)]$ 建模, 运用贝叶斯定理求解后验概率 $[P(y|x)]$, 将后验概率最大者对应的类别作为预测类别^[10]。

1.2.2.3.5 Bagging Bagging 是最常用和最实用的集成学习算法之一, 旨在结合许多弱分类器获得强分类器, 通过建立许多独立的训练数据集生成一些独立的分类器, 然后将它们组合起来, 以多数投票构建最终的分类器^[11]。

1.2.2.3.6 SVM SVM 即支持向量机 (support vector machine), 是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器, 其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面^[12]。

1.2.2.3.7 Decision Stump Decision Stump 也称单层决策树。该算法可对每一列属性进行一次判断, 由一个内部节点 (根节点) 与末端节点 (叶节点) 直接相连, 叶子节点即最终的分类结果^[13]。

1.2.2.3.8 Random Forest Random Forest 即随机森林 (RF), 该方法结合 Bagging 和随机选择的特征被独立引入, 以构建具有可控变化的决策树集合^[14]。

2 结果

2.1 特征筛选 采用 CFS 方法从全体数据中筛选出特征子集, 该子集包含 4 个变量, 即 S I t、NI-BUT、TMH、FL 评分。

2.2 预测模型的构建和验证 采用 Random Forest 算法进行建模时, 模型的预测准确率高于其他算法, 干眼组和正常对照组的预测准确率分别为 91.8% 和 85.2%, 总预测准确率为 88.5%, 见表 1。模型的验证结果显示, Random Forest 算法的 ROC 曲线和 AUC 面积均优于其它算法, 见图 1、2。尽管 Random Tree 和 Random Forest 算法的干眼预测准确率最高, 但与其他算法相比较, 各个算法之间的总

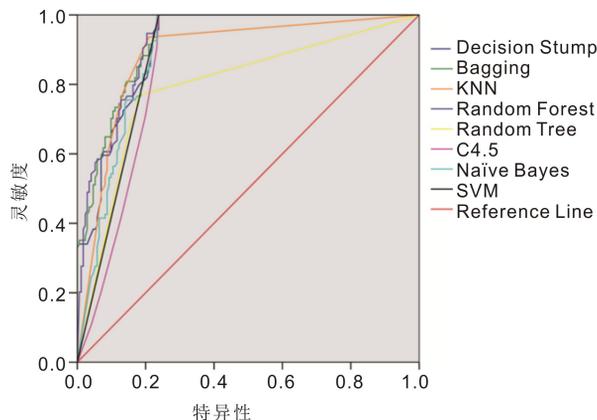


图 1 不同算法预测能力的 ROC 曲线。

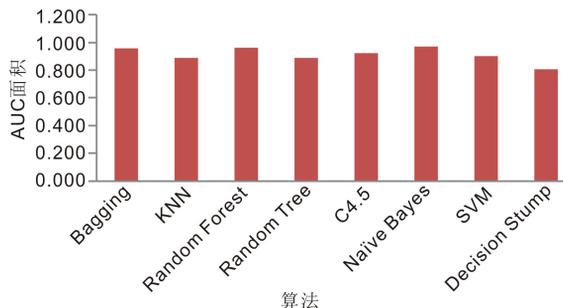


图 2 不同算法的 AUC 面积。

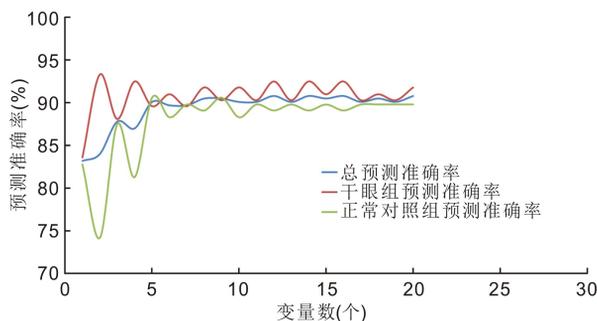


图 3 Random Forest 算法参数优化后的预测准确率。

表 1 特征子集采用不同算法的预测准确率 %

算法	干眼组	正常对照组	总预测准确率
Random Tree	91.8	85.2	88.5
SVM	83.6	93.0	88.2
Naïve Bayes	88.1	90.6	89.3
Bagging	91.0	87.5	89.3
KNN	86.6	90.6	88.5
Decision Stump	79.1	72.7	76.0
Random Forest	91.8	88.3	90.1
C4.5	86.6	89.8	88.2

注: 正常对照组: 健康体检人群。

预测准确率相差并不是十分大, 说明选取的这些算法具有可行性。由于部分机器学习方法的参数可能对模型的预测准确率有一定的影响, 因此本研究对 Random Forest 算法的参数进行了优化, 结果显示, 当模型参数 numTrees 为 9 时, 正常对照组、干眼组和总预测准确率均大于 90%, 优于其它参数, 见图 3, 故选择该参数条件建立最终的干眼预测模型。采用测试集对该模型的预测准确率进行评估, 结果显示, 测试集中正常对照组、干眼组和总预测准确率分别为 91.7%、97.6% 和 94.6%。

表2 单因子变量的预测准确率 %

变量	干眼组	正常对照组	总预测准确率
S I t	56.0	71.1	63.4
NI-BUT	74.6	82.0	78.2
TMH	63.7	39.8	53.1
FL	82.8	82.8	82.8

注:正常对照组:健康体检人群。

2.3 特征变量的干眼预测准确率 采用 Random Forest 算法进行单因子变量预测能力进行评估,结果显示,FL 评分和 NI-BUT 是筛选出的特征变量中干眼预测准确率较高的两个变量,均超过 74%,见表 2,表明这两个变量对干眼的诊断是最重要的。

3 讨论

目前对干眼的诊断指标较多,本研究采用诊断干眼常用的检测参数,针对 20~70 岁受试对象进行检测,对得出的数据进行数据挖掘和分析。本研究中通过变量筛选,选择 NI-BUT、S I t、TMH 和 FL 评分 4 个特征变量构建预测模型,得出 FL 评分和 NI-BUT 与干眼有较强相关性。

FL 评分是通过染色实验准确判断角膜上皮损伤情况。荧光素衍生物染色若为阳性,提示存在干燥失活的上皮细胞。眼表细胞完整性受损时,可被特定染料着色,染色程度与眼表损伤的严重程度具有相关性。因此,眼表细胞染色可评价上皮细胞的屏障功能和完整性,本研究显示 FL 评分对干眼的预测准确性达 82.8%,说明此指标可作为干眼严重程度的评价指标之一。NI-BUT 是基于 Placido 环投射原理,结合自动分析软件,检测泪膜随时间破裂的位点和时间^[15]。FBUT 虽然检查方法便捷,适合临床使用,但属于侵入性检查^[11],一定程度影响了泪膜的真实状态,因此对于处于临界范围的干眼,诊断会存在偏差。NI-BUT 的重复性及其与传统 FBUT 测量值的一致性一直存在争议,但因其操作对眼表扰动小,近年来逐渐在临床推广,本研究发现 NI-BUT 的预测率在 70% 以上,是干眼的强相关影响因素。S I t 是评估干眼的主要指标之一。本研究通过数据分析发现,S I t 在干眼预测模型中总预测准确率在 60% 以上,这已经是干眼预测模型中相关影响因素里较强的指标了,计算的结果可以佐证临床调研的试验结果,说明干眼患者其泪液分泌量相比正常人显著降低。TMH 是角结膜表面光带与下睑险缘光带交界处的泪液的液平高度,可以通过该高度在一定程度范围内反映泪液的分泌量,但它在干眼预测模型中总预测准确率只有 53.1%,比起其他 3 个特征变量,准确性偏低。

机器学习的重要目标之一是通过分析有限的样本进而对未知样本进行测试,得到最精准的估计结果。本研究收集了 218 例干眼样本,尝试用多种机器学习方法构建干眼预测模型。结果显示,Random Forest 可以较好地对干眼患者进行识别。但是,相对于国内干眼患者这个群体,样本量偏少。一般当样本量较小或模型过于复杂时会出现过拟合^[16],如具有相对于观测次数太多的参数存在等。通常过拟合将具有预测性能不佳的情况,因为其可以夸大小幅波动的数据^[17]。本研究中,为了避免出现过拟合,我们采用独立测试集进行外部验证,从而降低过拟合的风险。

本研究通过数据挖掘的计算及临床数据的处理对干眼的影响因素进行预测,结果显示,Random Forest 算法普遍要比其他算法学习器具有更加准确、稳定的预测效果。对于部分算法,如支持向量机等,在实际操作的时候,需要选择相对应的操作参数^[18]。但是这些操作参数的选取在国际上现在没有确切的执行标准,对于操作者来说,一般是凭借经验进行选择,对于初步接触算法的操作人员来说具有一定难度。此外,由于参数的选取数值不同,会对结果产生很大偏差。建立参数优化模型可以解决参数选择的困难,并且在预测准确率时,可以得到最优的预测方案^[19]。本研究中,我们通过变量筛选找出强相关变量,寻找干眼相关的新指标,进而用于临床诊断。基于以上变量,本研究采用不同算法分别构建干眼的预测模型,结果显示,所建模型的干眼预测准确率均高于 75%。说明本研究所选用的特征变量泛化能力很强,适用于多种算法。但是考虑到实际临床中的假阴性或假阳性,因此有必要追求高预测准确率。通过所建立的预测模型,我们可以对一些干眼初期的疑似病例进行判别或预警,从而达到早诊断、早干预的目的。本研究不足之处在于纳入样本量偏少,在今后的研究中,将和其他眼科机构进行多中心合作,进一步扩大样本量,提高模型的预测准确率。

参考文献

- Farrand KF, Fridman M, Stillman IÖ, et al. Prevalence of diagnosed dry eye disease in the United States among adults aged 18 years and older. *Am J Ophthalmol* 2017; 182: 90-98
- Tsubota K, Yokoi N, Shimazaki J, et al. New perspectives on dry eye definition and diagnosis: a consensus report by the Asia dry eye society. *Ocul Surf* 2017; 15(1): 65-76
- Dry Eye Assessment and Management Study Research Group, Asbell PA, Maguire MG, et al. N-3 fatty acid supplementation for the treatment of dry eye disease. *N Engl J Med* 2018; 378(18): 1681-1690
- Hossain P, Siffel C, Joseph C, et al. Patient-reported burden of dry eye disease in the UK: a cross-sectional web-based survey. *BMJ Open* 2021; 11(3): e039209
- 赵乾, 沈琳琳, 赖铭莹. 基于机器学习的人工智能技术在眼科中的应用进展. *国际眼科杂志* 2018; 18(9): 1630-1634
- 亚洲干眼协会中国分会, 海峡两岸医药卫生交流协会眼科学专业委员会眼表与泪液病学组, 中国医师协会眼科医师分会眼表与干眼学组. 中国干眼专家共识: 定义和分类(2020 年). *中华眼科杂志* 2020; 56(6): 418-422
- Song YQ, Yao X, Liu Z, et al. An improved C4.5 algorithm in bagging integration model. *IEEE Access* 2020; 8: 206866-206875
- Dong YX, Ma XJ, Fu TL. Electrical load forecasting: a deep learning approach based on K-nearest neighbors. *Appl Soft Comput* 2021; 99: 106900
- James A, Larson M, Montealegre D, et al. Unions of random trees and applications. *Discrete Math* 2021; 344(3): 112265
- Zhang H, Jiang LX, Yu LJ. Attribute and instance weighted naive Bayes. *Pattern Recognit* 2021; 111: 107674
- Ribeiro MHD, dos Santos Coelho L. Ensemble approach based on bagging, boosting and stacking for short-term prediction in agribusiness time series. *Appl Soft Comput* 2020; 86: 105837
- Artemiou A, Dong YX, Shin SJ. Real-time sufficient dimension reduction through principal leastsquares support vector machines. *Pattern Recognit* 2021; 112: 107768

13 Barddal JP, Enembreck F, Gomes HM, *et al.* Boosting decision stumps for dynamic feature selection on data streams. *Inf Syst* 2019; 83: 13-29

14 Nhu VH, Shirzadi A, Shahabi H, *et al.* Shallow landslide susceptibility mapping by random forest base classifier and its ensembles in a semi-arid region of Iran. *Forests* 2020;11(4):421

15 赵磊, 王方媛, 左韬, 等. K5M 眼表分析仪与常规干眼检查对干眼泪膜分度的诊断试验. *国际眼科杂志* 2021; 21(1): 132-136

16 Béal J, Pantolini L, Noël V, *et al.* Personalized logical models to investigate cancer response to BRAF treatments in melanomas and

colorectal cancers. *PLoS Comput Biol* 2021; 17(1): e1007900

17 Kuan V, Fraser HC, Hingorani M, *et al.* Data-driven identification of ageing-related diseases from electronic health records. *Sci Rep* 2021; 11(1): 2938

18 Lee S, Wei S, White V, *et al.* Classification of opioid usage through semi-supervised learning for total joint replacement patients. *IEEE J Biomed Health Inform* 2021; 25(1): 189-200

19 Mao YX, He YH, Liu LM, *et al.* Disease classification based on eye movement features with decision tree and random forest. *Front Neurosci* 2020; 14: 798

国际眼科理事会前任主席 Prof. Peter Wiedemann 再次为本刊英文版 IJO 提交高质量研究论文

本刊讯:本刊总顾问/国际眼科理事会(International Council of Ophthalmology, ICO)前任主席 Prof. Peter Wiedemann 教授于2021年3月11日再次为本刊英文版 IJO 提交了一篇高质量的研究论文 Foveal regeneration after resolution of cystoid macular edema without and with internal limiting membrane detachment: Presumed role of glial cells for foveal structure stabilization。本文受到审稿专家的高度评价,并将于2021年第6期正式发表,敬请关注。Peter Wiedemann 教授发表SCI论文500余篇,H指数高达53以上,并是国际权威眼底病专著《Ryan's Retina》副主编,具有世界一流学术水平。ICO前任主席再次为 IJO 提交高水平高质量研究论文是对 IJO 的高度信任和宝贵支持,也是 IJO 国际影响力不断提升的表现,并使 IJO 编辑团队受到了极大的鼓舞。

IJO 编辑部