

基于 IHBMO-RF 的眼底硬性渗出物检测^①



赵仕成, 马力, 张伟, 陈颖, 殷伟东

(南京市卫生信息中心, 南京 210003)

通信作者: 张伟, E-mail: zasfj@hotmail.com

摘要: 随着社会经济的发展, 糖尿病视网膜病变患者越来越多, 为了减少患者的致盲率, 早期诊断至关重要. 其中眼底硬性渗出物的检测是诊断的重要环节, 传统的检测方法受到主观因素的影响, 准确度不高且效率较低, 为了辅助医生进行检测, 本文提出了一种基于 IHBMO-RF 算法的眼底硬性渗出物的检测算法, 通过引入佳点集原理对蜂群进行初始化, 不但能保持蜂群的多样性, 而且还能加快蜂群的收敛速度, 解决了机器学习中面临的局部最优的困境. 在公开的眼底数据库 DiaretDB1 下进行实验显示, 本文使用的算法准确率达到了 95.4%, 与现有研究对比, 取得了较好的效果, 对辅助检测眼底硬性渗出物具有一定的意义.

关键词: 糖尿病视网膜病; 硬性渗出物; 蜜蜂交配优化算法; 佳点集原理; 全局最优; 人工智能; 特征提取

引用格式: 赵仕成, 马力, 张伟, 陈颖, 殷伟东. 基于 IHBMO-RF 的眼底硬性渗出物检测. 计算机系统应用, 2022, 31(6): 259-264. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8535.html>

Detection of Hard Exudate in Fundus Based on IHBMO-RF

ZHAO Shi-Cheng, MA Li, ZHANG Wei, CHEN Ying, YIN Wei-Dong

(Nanjing Health Information Center, Nanjing 210003, China)

Abstract: With the social and economic development, the number of patients with diabetic retinopathy is increasing, and thus early diagnosis is of great significance to reduce the incidence of blindness. The hard exudate detection in the fundus is an important part of the diagnosis, but the traditional detection method is influenced by subjective factors with low accuracy and efficiency. Therefore, this study proposes a hard exudate detection algorithm based on the IHBMO-RF algorithm to assist doctors with detection. Specifically, the swarm is initialized through the introduction of the principle of the good-point set, which can not only keep the diversity of the swarm but also accelerate the convergence speed of the swarm. In this way, the problem of local optimization can be solved in machine learning. Experiments are conducted on the public fundus database DiaretDB1, and the results show that the accuracy of the proposed method reaches 95.4%. Compared with algorithms in the existing studies, the proposed algorithm has achieved a better effect, which is of certain significance for the auxiliary hard exudate detection in the fundus.

Key words: diabetic retinopathy; hard exudate; honey-bee mating optimization algorithm; principle of good-point sets; global optimization; artificial intelligence; feature extraction

1 引言

随着社会经济的快速发展, 人们的生活质量得到了很大提高, 饮食结构也不断改变, 高糖高热量食物的摄入导致糖尿病的发病人数不断增加^[1]. 据统计, 2017

年我国的糖尿病患者已达 1.14 亿, 给国家带来了严重的社会和经济负担^[2]. 糖尿病的并发症主要在血管硬化、糖尿病肾病、糖尿病足、周围神经病变, 视网膜病变等^[3]. 其中糖尿病视网膜病变 (diabetic retinopathy,

^① 收稿时间: 2021-08-22; 修改时间: 2021-09-26, 2021-10-14; 采用时间: 2021-10-24; csa 在线出版时间: 2022-05-26

DR)是糖尿病患者最主要的并发症之一,有调查研究显示,在糖尿病人群中10年的DR患病率达60%,15年的DR患病率达75%–80%,是糖尿病患者致盲的主要原因^[4],对DR的早期发现和诊断能够有效降低糖尿病患者的失明率,提高患者的生活质量,减少社会医疗支出,具有重大意义^[5]。

传统的DR检测主要依靠专业医师来人工发现诊断,由于存在主观的判断和外界因素的干扰,效率低且错误率高^[6]。计算机辅助系统的出现为DR筛查提供了新的路径,可以有效来对DR进行辅助检查诊断,DR的主要表现是出血斑点、渗出、血管异常等^[7],其中检测的关键环节就是对硬性渗出物(hard exudates, HE)的检测,硬性渗出物是DR患者早期的明显特征^[8],因此如何准确检测到硬性渗出物是计算机辅助系统的主要任务。

硬性渗出物准确检测一直是专家学者研究的热点之一,主流的检测算法主要分为两大类:一是先对眼底图像的关键结构进行分割,然后对HE病变进行检测;二是先对眼底图像进行特征提取,然后使用机器学习、深度学习等等算法对图像进行分类,然后检测HE病变结构。高玮玮等人通过Otsu阈值分割和数学形态学相结合的方法快速提取视盘,再根据数学形态学来构建糖尿病视网膜病变的自动检测的系统^[9]。吕卫等人发现利用单独的形态学方法对图像进行增强时,由于一些外在因素的影响,存在效果不佳的问题,提出了一种基于改进的数学形态学糖尿病渗出物的自动检测方法,主要的改进方法是在亮度矫正之后,通过多尺度的顶帽变换对图像进行增强,避免了方向的单一性;再综合图像边缘信息和亮度信息的方法定位视盘且利用水平集分割视盘,最后利用背景估计的方法提取渗出物的轮廓^[10]。段彦华等人提出一种基于Canny边缘检测算法与形态学重构相结合的HE自动检测方法,以解决目前算法灵敏度低、检测结果中视盘和血管的干扰等问题^[11]。韩婧通过对糖尿病视网膜图像视盘分割,然后提出基于BAKFCM硬性渗出物区域分割和基于PCA-GA-SVM硬性渗出物分类检测全方位来研究硬性渗出物检测算法^[2]。Amel等人主要是对L通道进行增强,再结合阈值处理和形态学重建消除视盘区域,最后使用K-means聚类、边缘检测及形态学重建的方法提取渗出物^[12]。Sopharak等人通过对I通道进行增强,然后利用形态学的方法分割视盘,最后再结合标准差滤波和

形态学重建的方法检测渗出物^[13]。Osarah通过采用Fuzzy C-Means聚类获取渗出物候选区域,再通过分类得到硬性渗出物^[14]。Wang等人利用深度卷积神经网络和多特征联合表示HE检测新方法^[15]。Theera-Umpon等人通过应用多种图像处理技术检测硬渗出物,使用监督学习方法对其进行分类,包括支持向量机、多层感知器(MLP)网络、分层自适应神经模糊推理系统(分层ANFIS)和卷积神经网络^[16]。

由上述文献可以看出,目前基本对硬性渗出物位置的检测都是使用形态学或者机器学习的方法,一旦使用机器学习的算法就要考虑算法最优问题的解决,机器学习中大部分的算法不是纯粹的凸函数,或者是凸规划,所以采用迭代下降的方法,这种研究方法很容易陷入了局部最优的困境,找到的通常是局部最优,这样的模型对于眼底硬性渗出物的检测很不利,会影响检测的准确度。为了解决这个问题,本文提出一种基于蜜蜂交配优化-随机森林(honey bee mating optimization-random forests, IHBMO-RF)的眼底硬性渗出物的检测算法研究,优化后的IHBMO算法不仅能快速找到全局最优,而且能够有效精确提取渗出物,具有很好效果。

2 理论基础

本文对提出了基于IHBMO-RF的眼底硬性渗出物的检测算法,首先对眼底数据集的图像进行预处理分割,完成后利用IHBMO-RF算法对图像进行分类,得到最终的结果,流程见图1。下面将对蜜蜂交配优化(HBMO)算法和IHBMO-RF算法相关原理进行描述。

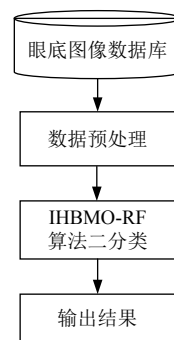


图1 流程图

2.1 蜜蜂交配优化(HBMO)算法原理

Abbass在2001年提出了一种以蜂群的繁殖行为作为模型而设计的一种蜜蜂交配优化算法(honey bee

mating optimization, HBMO)^[17]. 蜂群算法是由蜂王、雄蜂、工蜂和幼蜂组合而成^[18]. 在蜂群中, 蜂群中的每只蜜蜂都有着自己的职责. 蜂王是唯一能够繁殖后代的雌性蜜蜂, 它的主要职责是产子; 而雄蜂的主要任务是与蜂王进行交配, 一旦交配结束, 则雄蜂的生命也即将结束; 工蜂的主要责任是照顾幼蜂、修整蜂巢等工作. 基本的蜜蜂交配优化算法的步骤如下所示^[19]:

1) 群体初始化: 设置雄蜂的数量、幼蜂的数量、蜂王受精囊的大小, 将个体中适应度值最大的蜜蜂视为蜂王, 而蜂王的选取是根据随机森林 (RF) 算法对眼底图像的特征数进行分类的结果作为当前的最大的适应度值, 其他视为雄蜂.

2) 婚飞: 婚飞过程中, 蜂王以固定的速度在不同的状态来回转变, 设蜂王的初始速度和能量分别为 $S(0)$ 、 $E(0)$, 而在每一种状态下, 雄蜂以 P_i 的概率与蜂王进行交配, 若交配成功, 则将雄蜂的染色体植入受精囊中. 在每次状态更新后, 蜂王的速度和能量有所减弱, 具体计算公式如下:

$$S(t+1) = \gamma \times S(t) \quad (1)$$

$$E(t+1) = E(t) - \theta \quad (2)$$

其中, $S(t)$ 、 $E(t)$ 为 t 时刻蜂王的速度和能量, $\gamma \in [0, 1]$ 为衰减系数, $\theta \in (0, 1)$ 是指在每次状态更新后能量的衰减, 而当蜂王的速度和能量值达到预先设定的临界值, 则蜂王飞回蜂巢. 在婚飞的过程中, 雄蜂与蜂王进行交配, 公式如下:

$$P_i = e^{-\Delta(f)/S(t)} \quad (3)$$

其中, $\Delta(f)$ 为雄蜂与蜂王的适应度之差.

3) 繁殖过程: 在受精过程中, 随机的选择一条染色体与蜂王的染色体结合, 产生幼蜂^[20].

4) 饲养过程: 工蜂采用启发式算法, 通过不断地对幼蜂进行局部搜索, 寻找适应度值最好的解.

5) 若幼蜂的适应度的值高于蜂王, 则取代蜂王, 否则仍然保持原样, 剩余的为雄蜂.

6) 判断是否达到婚飞次数. 若达到, 则停止飞行, 否则转到步骤 2).

蜜蜂算法的流程图如图 2 所示.

2.2 佳点集原理

佳点集原理起初是由华罗庚提出, 下面介绍其原理和结构^[21]. 假设 G_s 为 S 维欧氏空间的单位立方体, 且 $r \in G_s$, 若 $p_n(k) = \{ \{ k * r_1^{(n)} \}, \dots, \{ k * r_i^{(n)} \}, \dots, \{ k * r_s^{(n)} \} \}$, $1 \leq$

$k \leq n$ 偏差 $\varphi(n)$ 满足式 $\varphi(n) = C(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon}$, 其中, $C(r, \varepsilon)$ 是与 r, ε 有关的常数, 当 $\varepsilon \geq 0$, 则称 $p_n(k)$ 为佳点集, r 为佳点.

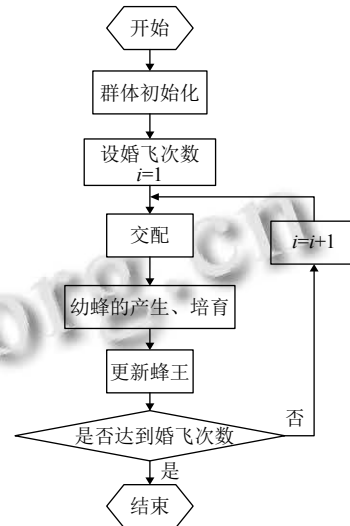


图 2 蜜蜂交配优化算法的流程图

3 IHBMO-RF 算法的改进

对渗出物候选区域进行二分类, 划分的依据是将眼底图像的公共数据库中所提取的候选区域与数据库中提供的真实的分类的标签进行对比, 以此将渗出物候选区域划分为硬性渗出物和非硬性渗出物. 将渗出物候选区域内的特征数作为优化的变量, 通过使用改进的 IHBMO 对特征数进行优化, 获取最合适的特征子空间的维数, 而将最初的特征数根据 RF 算法分类得出的结果作为初始蜂王, 此时的蜂王的适应度的值最大, 具体的 IHBMO 优化如下.

二维初始化蜂群时, 在相同的取点数下, 运用佳点集的方法取点比随机初始化蜂群会更加均匀, 因此将佳点集的原理结合到 HBMO 算法中可以均匀初始化蜂群. HBMO 算法在每次迭代的过程中, 让幼蜂秉承了蜂王的优良的基因, 增加了后代蜂群进化最优解的可能性. 传统的 HBMO 算法是随机初始化蜂群, 增加了计算的复杂度, 所以本文引入佳点集的方法对蜂群进行初始化, 加快蜂群的收敛速度. 由于传统的 HBMO 算法易陷入局部最优, 且易早熟收敛, 因此, 在迭代的过程中, 引入了随机蜜蜂来代替那些表现不佳的雄蜂, 进而维持蜂群的丰富性, 得到全局最优解.

改进蜜蜂交配优化算法的流程如下:

1) 蜂群初始化: 将个体中适应度值最大的视为蜂王, 剩余的作为雄峰;

2) 婚飞: 蜂王以初始速度 $S(0)$ 和初始能量 $E(0)$ 飞行, 若蜂王的能量已达到临界值, 则直接转入步骤 3), 否则, 随机选择雄峰, 按照式 (3) 来计算交配的概率 P_i , 若 $P_i > r$, $r \in [0, 1]$, 则将此雄峰的染色体加入受精囊中, 雄峰宣告死亡, 设 $counter = 0$, 否则 $counter++$, 然后再根据式 (1) 和式 (2) 计算雄峰的速度和能量;

3) 繁殖过程: 蜂王 q 与雄峰 dr_i 根据式 (4) 和式 (5) 产生幼蜂 br_i 、 br'_i :

$$br_i = (1 - \beta) \times dr_i + \beta \times q \quad (4)$$

$$br'_i = (1 - \beta) \times q + \beta \times dr_i \quad (5)$$

4) 饲养过程: 工蜂通过对蜂王和幼蜂进行局部搜索, 而产生新的值, 若现在的值高于原来的值, 则将现在的值来取代原来的值;

5) 若第 i 只雄峰的 $counter_i$ 大于预定值, 则被取代, 否则不变;

6) 若当前幼蜂的适应度的值大于蜂王的适应度的值, 则蜂王的位置由幼蜂暂时保管, 否则保持不变;

7) 当迭代次数一旦大于预先设置的数值时, 则宣告循环结束, 否则转到步骤 2), 迭代次数再加 1;

改进蜜蜂交配优化算法的适应度函数曲线如图 3.

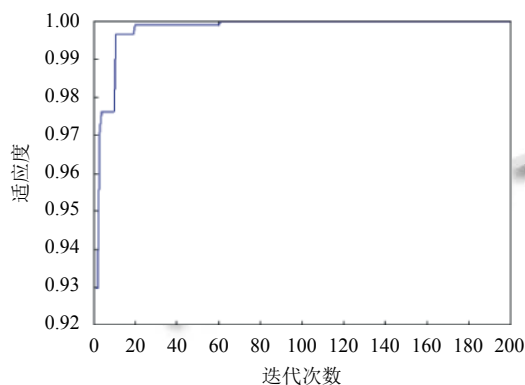


图3 适应度变化曲线图

从图 3 可知, 随着迭代次数的不断地增加, 适应度的值不断地趋近于 1, 逐步趋向于最优状态; 其主要原因是由于改进的蜜蜂交配优化算法, 通过引入佳点集原理, 引入了随机蜜蜂来代替那些表现不佳的雄峰, 进而维持蜂群的丰富性, 降低了算法易陷入局部最优的问题, 致使整个寻优过程不仅收敛快且稳定性好。

4 实验结果与分析

4.1 数据集及评价指标

本文在公开的眼底数据库 DiaretDB1 下进行试验^[22]. 选取了 89 幅分辨率为 1500×1152 的眼底图像, 其中包括 47 幅病变图像和 33 幅棉绒斑图像. 对任意一幅眼底图像, 以数据库中图像标注的病变结果作为参考, 检测出相同或者不同的区域分别称为真阳性 (TP) 和假阴性 (FN), 同理, 以标注的正常的区域作为参考, 本文算法给出相同或者不同的结果分别称为真阴性 (TN) 和假阳性 (FP). 基于此, 分别有 4 种评价参数: 灵敏度 (SE)、特异性 (SP)、阳性预测率 (PPV) 及准确率 (AC). 其中, 敏感性也被称为真阳性率, 是指运用某种方法能检测出病变的概率; 特异性也被称为真阴性率, 是运用某种方法来判定某种病变的概率; 阳性预测值是指真实患病的人数占整个患病人数的百分比. 其计算公式如下:

$$SE = TP / (TP + FN) \quad (6)$$

$$SP = TN / (FP + TN) \quad (7)$$

$$PPV = TP / (TP + FP) \quad (8)$$

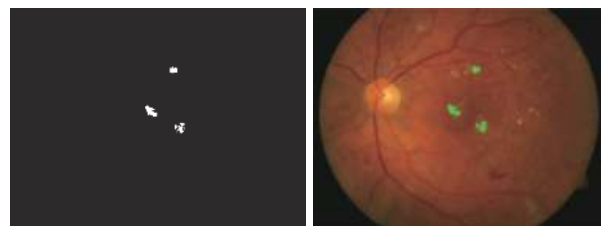
$$AC = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (9)$$

糖网的眼底硬性渗出物的检测方法的性能的评价标准是基于灵敏度 (SE)、特异性 (SP)、准确率 (PPV) 及预测值 (AC) 这 4 种参数来判断图像是否含有硬性渗出物, 进而判断疾病是否可靠的依据.

4.2 实验结果

本文实验是在 Windows 10 操作系统, Matlab 2014a 的编程环境下进行的. 在公共数据库 DiaretDB1 中, 对方法进行性能测试.

根据本文方法对候选区域进行分类得到最终的眼底硬性渗出物的位置, 如图 4 所示, 图 4(a) 表示利用 IHBMO-RF 算法检测的眼底硬性渗出物的具体的位置, 图 4(b) 表示检测的眼底硬性渗出物在彩色眼底图像中具体的位置.



(a) 最终硬渗的位置图像

(b) 硬渗在原图上的标记

图4 硬性渗出物的位置标记图像

主要根据算法的 SE 、 SP 、 PPV 及 AC 四个方面进行评价, 本文方法和其他检测硬性渗出物的方法的比较结果如表 1 所示。

表 1 本文方法与其他检测算法的比较 (%)

方法	敏感性	特异性	阳性预测值	准确率
Welfer ^[23]	70.48	98.84	21.32	—
Osarah ^[14]	95	88.9	89.3	—
Gandhi ^[24]	100	77.7	94.4	93.7
Niemeijer ^[25]	100	77.7	94.4	93.7
Fraz ^[26]	92.42	81.25	87.14	87.72
本文方法	95.65	88.23	92.3	95.4

由表 1 可以看出, 与 Welfer 等人^[23] 基于数学形态学对彩色眼底图像渗出物进行检测和 Osarah 等人^[14] 提出的 K 近邻、高斯二次和高斯混合模型分类器的机器学习方法相比较, 本文的阳性预测值分别高出了 70.98% 和 3%。比使用支持向量机 (SVM)^[24] 算法来分类眼底硬性渗出物准确率提高了 1.7%, Niemeijer 等人提出的全自动的机器学习方法虽然在敏感性和阳性预测值上取得较好的效果, 但是准确率上稍微有所欠缺^[25]。Fraz 等人提出的用于视网膜眼底图像渗出物多尺度定位和分割的自举决策树集成分类器, 通过两者结合, 效果不错, 本文的准确率比其高出 7.68%^[26]。

通过使用 IHBMO 算法对选取的 RF 算法内的特征数进行优化, 而获得特征子空间的维数, 进而获取特征向量以及新的数据集, 然后在公共的眼底数据库中提取渗出物候选区域与现有的分割出的渗出物进行对比, 生成硬性渗出和非硬性渗出的二分类的分类标签^[27]。最后根据 RF 算法将新数据分为测试集和训练集, 从而获取最终的眼底硬性渗出物的位置, 得出的 SE 、 SP 、 PPV 和 AC 的数值分别为 95.65%、88.23%、92.3%、95.4%。

IHBMO-RF 算法的准确率相较于其他人的算法, 在准确率上更高且稳定性更好, 但在敏感性、特异性及阳性预测值方面仍有欠缺, 因此, 在未来的研究中, 仍然需要对算法做进一步的优化, 以便能更准确地检测眼底硬性渗出物的位置, 减少误诊率及漏诊率。

5 结束语

糖尿病视网膜病变患者越来越多, 为了更好早期诊断, 对眼底硬性渗出物的检测至关重要, 为了解决机器学习中陷入的局部最优的困境, 本文提出了一种基

于 IHBMO-RF 算法的眼底硬性渗出物的检测算法研究。在 IHBMO-RF 算法的眼底硬性渗出物的分类中, 主要是通过 HBMO 算法的理论知识及佳点集原理, 然后因为 HBMO 算法存在的不足, 提出了改进的方法。由于 HBMO 算法是随机初始化蜂群, 导致计算的复杂度不断地增加, 易陷入局部最优状态; 因此, 通过引入佳点集原理对蜂群进行初始化, 不但能保持蜂群的多样性, 而且还能加快蜂群的收敛速度, 获得全局最优解。实验结果表明本文提出的算法敏感性、特异性、阳性预测值和准确率都取得了较好的结果。但本文也有局限性眼底硬性渗出物区域的提取主要以视盘消除为前提, 如何更好定位视盘是关键^[28], 这个可以作为今后研究的重点方向之一。

参考文献

- 1 王晓东. 1 型糖尿病发病率 20 年增加近 4 倍形势严峻. 现代养生, 2018, (2): 20-21.
- 2 韩婧. 糖尿病视网膜图像硬性渗出物检测算法的研究 [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- 3 林羽, 郭慧敏. 糖尿病患者视网膜病变与其他并发症的关系. 中国城乡企业卫生, 2021, 36(9): 162-163.
- 4 梁卫强, 王丽聪. 糖尿病视网膜病变的防治进展. 中华临床医师杂志 (电子版), 2014, 8(9): 132-135.
- 5 Bressler SB, Beaulieu WT, Glassman AR, *et al.* Factors associated with worsening proliferative diabetic retinopathy in eyes treated with panretinal photocoagulation or ranibizumab. *Ophthalmology*, 2017, 124(4): 431-439. [doi: 10.1016/j.ophtha.2016.12.005]
- 6 Thomas RL, Dunstan F, Luzio SD, *et al.* Incidence of diabetic retinopathy in people with type 2 diabetes mellitus attending the diabetic retinopathy screening service for wales: Retrospective analysis. *BMJ*, 2012, 344: e874.
- 7 郭慧丽, 王素萍, 李凤丽. 糖尿病视网膜病变患者就诊情况调查分析. 河南医学研究, 2012, 344(1): e874-60.
- 8 Akram MU, Tariq A, Khan SA, *et al.* Automated detection of exudates and macula for grading of diabetic macular edema. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014, 114(2): 141-152.
- 9 高玮玮, 沈建新, 王玉亮. 眼底图像中硬性渗出自动检测方法的对比. 南京航空航天大学学报, 2014, 114(2): 141-152. [doi: 10.1016/j.cmpb.2014.01.010]
- 10 吕卫, 翟庆伟, 褚晶辉, 等. 彩色眼底图像糖网渗出物的自动检测. 光电工程, 2016, 43(12): 184-192, 199.
- 11 段彦华, 周梦颖, 杨春兰, 等. 眼底图像中硬性渗出物检测

- 算法. 北京生物医学工程, 2018, 37(1): 1–8.
- 12 Amel F, Mohammed M, Abdelhafid B. Improvement of the hard exudates detection method used for computer-aided diagnosis of diabetic retinopathy. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 2012, 4(4): 19–27. [doi: [10.5815/ijgisp.2012.04.03](https://doi.org/10.5815/ijgisp.2012.04.03)]
- 13 Sopharak A, Uyyanonvara B, Barman S. Automatic exudate detection for diabetic retinopathy screening. *Science Asia*, 2009, 35: 80–88. [doi: [10.2306/scienceasia1513-1874.2009.35.080](https://doi.org/10.2306/scienceasia1513-1874.2009.35.080)]
- 14 Osarah A. Automated identification of diabetic retinal exudates and the optic disc[Ph.D. thesis]. Bristol: University of Bristol, 2004.
- 15 Wang H, Yuan GH, Zhao XG, *et al.* Hard exudate detection based on deep model learned information and multi-feature joint representation for diabetic retinopathy screening. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, 191: 105398. [doi: [10.1016/j.cmpb.2020.105398](https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105398)]
- 16 Theera-Umpon N, Poonkasem I, Auephanwiriyaikul S, *et al.* Hard exudate detection in retinal fundus images using supervised learning. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(17): 13079–13096. [doi: [10.1007/s00521-019-04402-7](https://doi.org/10.1007/s00521-019-04402-7)]
- 17 Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, TR06. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- 18 Horng MH, Jiang TW. Image vector quantization algorithm via honey bee mating optimization. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 1382–1392. [doi: [10.1016/j.eswa.2010.07.037](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.07.037)]
- 19 Fathian M, Amiri B, Maroosi A. Application of honey-bee mating optimization algorithm on clustering. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 190(2): 1502–1513. [doi: [10.1016/j.amc.2007.02.029](https://doi.org/10.1016/j.amc.2007.02.029)]
- 20 周博翔. 基于加速度传感器的人体运动姿态识别 [硕士学位论文]. 长沙: 长沙理工大学, 2014.
- 21 张铃, 张钺. 佳点集遗传算法. *计算机学报*, 2001, (9): 917–922.
- 22 陶静, 帅仁俊, 吴梦麟. 基于 IDA-RF 眼底硬性渗出物的检测. *计算机工程与应用*, 2019, 55(19): 223–227, 234.
- 23 Welfer D, Scharcanski J, Marinho DR. A coarse-to-fine strategy for automatically detecting exudates in color eye fundus images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, 34(3): 228–235. [doi: [10.1016/j.compmedimag.2009.10.001](https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2009.10.001)]
- 24 Gandhi M, Dhanasekaran R. Diagnosis of diabetic retinopathy using morphological process and SVM classifier. *2013 International Conference on Communication and Signal Processing*. Melmaruvathur: IEEE, 2013. 873–877.
- 25 Niemeijer M, Van Ginneken B, Russell SR, *et al.* Automated detection and differentiation of drusen, exudates, and cotton-wool spots in digital color fundus photographs for diabetic retinopathy diagnosis. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2007, 48(5): 2260–2267.
- 26 Fraz MM, Jahangir W, Zahid S, *et al.* Multiscale segmentation of exudates in retinal images using contextual cues and ensemble classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, 35: 50–62. [doi: [10.1016/j.bspc.2017.02.012](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.02.012)]
- 27 张忠祥. 基于深度学习的视网膜病变硬性渗出物分割 [硕士学位论文]. 济南: 山东师范大学, 2020.
- 28 何昱. 基于深度学习的视网膜眼底图像分割技术研究与实践 [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2019.