

分类号\_\_\_\_\_

密 级 \_\_\_\_\_

U D C \_\_\_\_\_

学 号 201620943459

华北水利水电大学

North China University of Water Resources and Electric Power

# 专业硕士学位论文

---

基于图像处理的糖尿病视网膜病变辅助诊断研究

---

吴广贤

---

导师姓名、职称 刘建华 教授、张项安 教高

专业学位类别 工程硕士 专业领域 计算机技术

培养方式 全日制 培养学院 信息工程学院

论文提交日期 2019. 05 论文答辩日期 2019. 05. 30

分类号: \_\_\_\_\_

密 级: \_\_\_\_\_

UDC: \_\_\_\_\_

单位代码: 10078

# 华北水利水电大学专业硕士学位论文

基于图像处理的糖尿病视网膜病变辅助诊断研究

RESEARCH ON ASSISTANT DIAGNOSIS OF  
DIABETIC RETINOPATHY BASED ON IMAGE  
PROCESSING

研 究 生 姓 名: 吴 广 贤

指 导 教 师: 刘建华、张项安

专 业 领 域: 数字图像处理

所 在 学 院: 信息工程学院

2019 年 5 月



# 基于图像处理的糖尿病视网膜病变分期辅助诊断研究

## 摘要

糖尿病视网膜病变（DR）是糖尿病一种极为常见的并发症，目前已经成为我国导致失明的重要疾病之一，而及时的诊断和治疗可以有效的避免其对视力的危害。但是由于医疗资源的相对紧缺，DR 的筛查预防工作变得极为困难，从而使得大量的 DR 患者错过了治疗的最佳时间，最终导致视力受损甚至失明。为此利用数字图像处理及图像分类等方法，实现糖尿病视网膜病变的自动诊断，对于实现大规模眼底普查具有十分重要的意义。

论文主要针对眼底图像分割和糖尿病视网膜病变的分期诊断进行了研究，基于图像处理及图像分类算法，提出了一种基于图像处理的糖尿病视网膜病变分期辅助诊断算法。具体内容和创新结果如下：

（1）为去除血管网对于病变提取的干扰，提出了一种基于数字形态学方法的血管网分割算法。首先通过底帽变换得到血管网粗分割结果，之后基于形态学重建理论完成了血管网的精分割。

（2）为去除视盘对于病变提取的干扰，提出了一种基于滑动窗口的快速的视盘定位方法，能够在较短时间内完成视盘的定位工作。

（3）为实现硬性渗出物的分割提取，从渗出物特征出发，提出了一种基于图像融合的硬性渗出物的分割算法。与同领域其他算法相比，本文算法具有特异性和准确率高、耗时短的特点。

（4）为实现糖尿病视网膜病变的分期诊断，提出了一种基于支持向量机（SVM）的糖尿病视网膜病变分期辅助诊断算法，从糖尿病视网膜病变的病理特征出发提取特征向量，对分类器进行训练与测试，测试集结果表明该模型对于单纯型糖尿病视网膜病变前中期诊断效果良好。

**关键词：** 糖尿病视网膜病变；数字形态学；图像融合；SVM 支持向量机

# RESEARCH ON ASSISTANT DIAGNOSIS OF DIABETIC RETINOPATHY BASED ON IMAGE PROCESSING

## ABSTRACT

Diabetic retinopathy (DR) is a very common complication of diabetes. It has become one of the most important diseases leading to blindness in China, and timely diagnosis and treatment can effectively avoid its harm to vision. However, due to the relative shortage of medical resources, DR screening and prevention work has become extremely difficult, which has caused a large number of DR patients to miss the best time for treatment, which ultimately leads to visual impairment or even blindness. To this end, the use of digital image processing and machine learning to achieve automatic diagnosis of diabetic retinopathy is of great significance for the realization of large-scale fundus screening.

The thesis focuses on the segmentation of fundus image and the staging diagnosis of diabetic retinopathy. The specific content and innovation results are as follows:

(1) in order to remove the interference of vascular network on lesion extraction, this paper proposes a vascular network segmentation algorithm based on digital morphology. The rough segmentation of the vascular network was obtained by the base cap transformation, and then the fine segmentation of the vascular network was completed based on the morphological reconstruction theory.

(2) in order to remove the interference of optic disc for lesion extraction, this paper proposed a fast optic disc localization method based on sliding window, which can complete the localization of optic disc in a very short time.

(3) in order to realize the segmentation and extraction of hard exudate, this paper proposes a hard exudate segmentation algorithm based on image fusion based on the characteristics of the exudate. Compared with other algorithms in the same field, this algorithm has the characteristics of specificity, high accuracy and short time consumption.

(4) for staging diagnosis of diabetic retinopathy, this paper puts forward a kind of based on support vector machine (SVM) auxiliary diagnosis algorithms of diabetic retinopathy in installment, starting from the pathological characteristics of diabetic retinopathy to extract the feature vector, the classifier training and testing, test suite

the results show that the model for simplex diabetic retinopathy middle diagnosis effect is good.

**KEY WORDS** :Diabetic retinopathy; Digital morphology; Image fusion; SVM support vector machine

## 目 录

|                          |     |
|--------------------------|-----|
| 摘 要.....                 | I   |
| ABSTRACT.....            | III |
| 第 1 章 绪论.....            | 1   |
| 1.1 课题背景及研究的目的和意义.....   | 1   |
| 1.2 糖尿病视网膜病变.....        | 2   |
| 1.2.1 眼底结构.....          | 2   |
| 1.2.2 糖尿病视网膜病变特征简述.....  | 3   |
| 1.2.3 糖尿病视网膜病变分期与诊断..... | 4   |
| 1.3 国内外研究现状.....         | 4   |
| 1.3.1 视盘定位.....          | 4   |
| 1.3.2 血管分割.....          | 5   |
| 1.3.3 硬性渗出提取.....        | 6   |
| 1.3.4 病变分期诊断.....        | 6   |
| 1.4 论文研究内容和组织结构.....     | 7   |
| 1.4.1 主要研究内容.....        | 7   |
| 1.4.2 论文结构安排.....        | 8   |
| 第 2 章 眼底图像处理相关技术.....    | 9   |
| 2.1 眼底图像处理的难点与问题.....    | 9   |
| 2.2 RGB 通道选取.....        | 9   |
| 2.3 眼底图像预处理与增强.....      | 10  |
| 2.3.1 直方图均衡化.....        | 11  |
| 2.3.2 同态滤波.....          | 11  |
| 2.4 眼底图像分割技术.....        | 13  |
| 2.4.1 基于区域的图像分割方法.....   | 13  |
| 2.4.2 基于边缘的分割方法.....     | 13  |
| 2.4.3 基于数学形态学的分割方法.....  | 14  |
| 2.4.4 基于监督分类的分割方法.....   | 14  |
| 2.5 本章小结.....            | 14  |
| 第 3 章 血管与视盘的分割.....      | 15  |
| 3.1 血管分割.....            | 15  |
| 3.1.1 形态学.....           | 15  |
| 3.1.2 形态学重建.....         | 16  |

|                                      |    |
|--------------------------------------|----|
| 3.1.3 基于底帽变换的血管网粗提取.....             | 17 |
| 3.1.4 基于形态学重建的血管网分割.....             | 21 |
| 3.2 视盘定位.....                        | 22 |
| 3.2.1 视盘的快速定位.....                   | 23 |
| 3.3 本章小结.....                        | 24 |
| 第 4 章 硬性渗出物检测.....                   | 25 |
| 4.1 基于图像融合的渗出物提取.....                | 25 |
| 4.1.1 基于渗出物亮度特征的图像分割.....            | 27 |
| 4.1.2 基于渗出物边缘特征的图像分割.....            | 29 |
| 4.1.3 基于图像融合的渗出物分割.....              | 31 |
| 4.2 渗出物识别结果的评价方法.....                | 32 |
| 4.3 实验结果.....                        | 33 |
| 4.4 本章小结.....                        | 34 |
| 第 5 章 基于 SVM 支持向量机的糖尿病视网膜病变分期诊断..... | 35 |
| 5.1 支持向量机基本原理.....                   | 35 |
| 5.2 支持向量机实现多分类.....                  | 36 |
| 5.3 基于 SVM 多分类的 DR 分期诊断.....         | 36 |
| 5.3.1 设置训练集与测试集.....                 | 36 |
| 5.3.2 特征选择.....                      | 37 |
| 5.3.3 使用 svm 进行图像分类.....             | 37 |
| 5.4 本章小结.....                        | 40 |
| 第 6 章 总结与展望.....                     | 41 |
| 6.1 总结.....                          | 41 |
| 6.2 展望.....                          | 41 |
| 致谢.....                              | 43 |
| 参考文献.....                            | 45 |



## 第 1 章 绪论

近年来,随着数字图像硬件设备和数字图像处理技术的不断更新进步,图像处理在越来越多的领域开始发挥出重要作用,在医学领域,基于更加清晰、精确的医学图像,借助数字图像处理、特征识别、机器学习等技术,图像处理被广泛地运用在辅助治疗、病情可视化以及快速诊断等各个方面。

### 1.1 课题背景及研究的目的和意义

糖尿病是一种慢性非传染疾病,但是近年来全球患病率急速上升,糖尿病已经成为给人类带来最大危害的慢性病之一,它所带来的疾病负担已经严重影响到了人们的生活质量,而中国现在已经成为全球糖尿病的重灾区。据调查,平均每 100 名中国成年人中,患有不同程度的糖尿病的人数就有 60 人,并且这个数字还在不断增加。按照这个比例分析,我国目前已有超过 1 亿人患有糖尿病。糖尿病已经成为我国危害最大、最难解决的慢性病之一。

糖尿病视网膜病变也被称为糖网病(DR),是糖尿病引起的一种非常常见的微血管并发症,在我国糖尿病患者人群中,同时患有 DR 的比例高达 24.7%-37.5%,每年因为糖尿病视网膜病变失明的患者就有 300-400 万人。DR 病变的病变过程不可逆,增殖期视网膜病变(PDR)患者有高达 60%的几率会在 5 年内发生严重视力减退,但另一方面,如果 DR 病变可以在早期得到发现和治疗,有至少 90%的几率可以避免视力减退。所以,国内外多项权威的研究与机构一致强调对于糖尿病早期患者的筛查的重要性。也就是说,做好 DR 筛查,在 DR 早期时进行治疗,将能绝大几率的解决 DR 引起的视觉障碍和失明。

然而,目前我国 DR 筛查工作进展存在着巨大的困难。首先,专业眼科医生相较巨大的患者数量,存在着巨大的缺口,而且这些医生还要忙于治疗一些已发眼病的诊治,更无法投身于糖尿病患者的眼底筛查的工作中去;其次,眼底图像阅片需要是专业的眼底病医生,而眼科医生中专业的眼底病医生更少;最后 DR 患者在前期虽然眼底已经受到了损害,但是症状并不明显,所以大量需要筛查的患者并没有意识到需要进行筛查。在这些原因的共同作用下,我国的 DR 筛查情况不容乐观,据统计:在中国,糖尿病患者中对于自己 DR 病情的了解的比率仅为 30.1%。换句话说,在 1 亿多的糖尿病患者中,就有大约 8 千万人并不清楚自己是否有 DR 病情。。

为解决这个问题,本文提出了一套糖尿病视网膜病变分级诊断系统,通过这套系统,一方面,对于眼底图像进行了处理与分析,可以辅助眼科医生进行诊断,提高诊断效率;另一方面,系统基于眼底图像可以实现分期诊断,在极其便利的

条件下为患者提供有效的参考建议，提高患者对于病情的知情率，在 DR 早期进行治疗，从而大大降低 DR 对患者视力产生障碍的可能性。这些成果对于 DR 筛查的实施、以及早期诊断和治疗具有十分重要的作用。

## 1.2 糖尿病视网膜病变

### 1.2.1 眼底结构

眼底又被称为视网膜，是人眼中重要的感光部位。在眼底图像上可见的眼底结构有血管、视盘以及中央凹，如图 1-1。

视盘（Optic Disc）：视盘区域没有感光细胞，在眼底图像中呈现为高亮的圆形区域，眼底血管在视盘区域汇集；

血管网（Vessel）：眼底血管是人体中唯一一处可以直接可见的血管，在眼底图像中呈对称发散分布，并汇集在视盘区域，血管网可以为各种眼科疾病的诊断提供辅助信息；

中央凹（Fovea）：眼底图像中央存在一个亮度较低的圆形区域被称之为黄斑区，中央凹为眼底图像中黄斑区区域的凹陷中心。这一区域充满大量的视锥细胞，对于病变十分敏感，如果病变出现在这一区域，将造成严重的视力障碍。

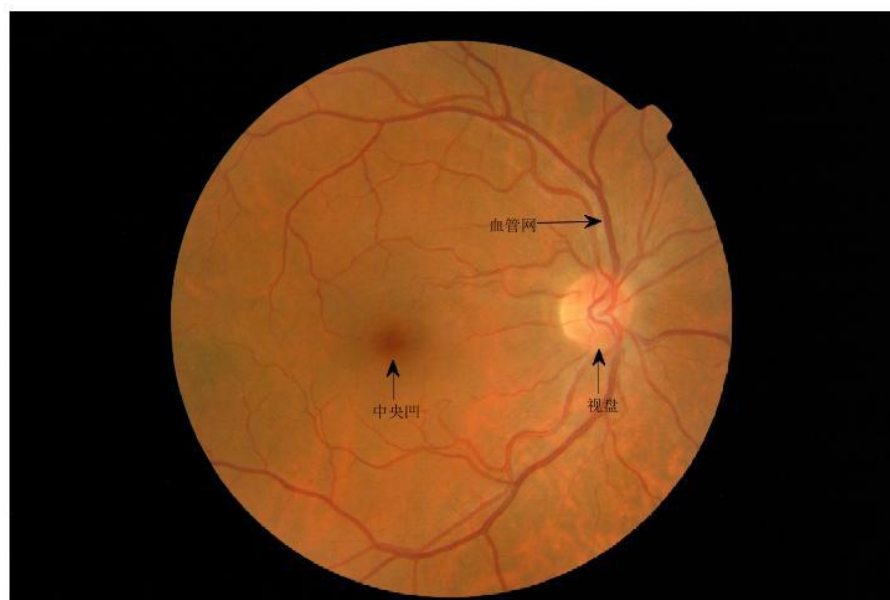


图 1-1 正常彩色眼底图像

Fig 1-1 Normal color fundus image

### 1.2.2 糖尿病视网膜病变特征简述

糖尿病视网膜病变是糖尿病极为常见的一种并发症<sup>[1]</sup>，并且糖尿病视网膜病变对视力的损伤不可逆，随着糖尿病病情的恶化，糖尿病视网膜病变会更加严重，逐步造成更高层次的、不可逆的视力障碍、视野缺损甚至失明。

早期的糖尿病视网膜病变患者出现的病变特征有：微血管瘤、硬性渗出、出血、棉絮斑等病变，如图 1-。

（1）微血管瘤：微血管瘤是糖尿病视网膜病变最早期的特征，以暗红色圆状呈现在眼底图像中，并且数量随着病情的加重不断增长。

（2）出血：出血出现在糖尿病视网膜病变早期阶段，在眼底图像上呈现为暗红色不规则片状区域，随着病情阶段的发展，出血数量与面积都会增加。

（3）硬性渗出：随着出血情况的发展，受损血管中开始向组织液渗出脂肪、蛋白质等物质，这些物质的堆积被称为硬性渗出。在眼底图像中呈现为边界可见的黄白色区域，并且随着病情阶段的发展，这些区域面积、数量同步增加，同时渗出物区域相互融合成片，形成大面积的硬性渗出物堆积。

（4）棉絮斑：棉絮斑出现在糖尿病视网膜病变单纯期的中后阶段，实质是神经纤维发生了堵塞或者细胞内发生了水肿，在眼底图像中呈现为白色的边界不清晰的片状区域，在医学上也被成为软性渗出。



图 1-2 早期 DR 眼底图像

Fig 1-2 Early DR fundus image

其中硬性渗出物在病变早期随着病情的深入同步变化，在进行 DR 诊断时能够作为判别的依据，本文中关于病变的自动检测主要研究硬性渗出物的自动检

测。

### 1.2.3 糖尿病视网膜病变分期与诊断

按照 1984 年我国眼底病学组制定的中国“糖尿病视网膜病变分期标准”<sup>[2]</sup>，根据病变的不同阶段，分为单纯型（NPDR）和增殖性（PDR）两个过程，在每个阶段又分为三个小阶段，如表 1-1 所示：

表 1-1 中国糖尿病视网膜病变分期标准  
Table 1-1 Chinese diabetic retinopathy staging

| 单纯型（NPDR）                      | 增殖型（PDR）                 |
|--------------------------------|--------------------------|
| I期：有微动脉瘤出现并伴随有小出血点             | IV期：有新生血管并且伴随有玻璃体出血      |
| II期：有硬性渗出物出现                   | V期：出现新生血管及纤维增殖           |
| III期：硬性渗出连接成区域，有白色棉绒斑出现并有出血斑出现 | VI期：有新生血管和纤维增殖，同时出现视网膜脱离 |

单纯型 DR 和增殖性 DR 需要使用不同的治疗手段，并且 DR 病变对于视力的危害是不可逆的。增殖性 DR 的临床症状会非常明显，此时 DR 病变已经严重影响了患者视力，已经产生了严重的视力障碍甚至失明的现象，此时患者需要直接送往医院进行手术灯方法进行治疗。而对于早期的患者来说，早期 DR 病变并未产生明显的视力障碍，如果不进行眼底普查，绝大多数患者不会意识到 DR 病变的出现，而如果在 DR 病变的早期进行诊断和治疗，有极大把握可以有效的避免 DR 病变对视力的危害。因此，本文主要研究对象是早期的 DR 病变病症。

## 1.3 国内外研究现状

目前在眼底图像处理和糖尿病视网膜病变的分期诊断中，国内外专家已经取得了研究成果，这些成果包括视盘定位与提取、血管网分割、硬性渗出提取与分割以及病变分期诊断等方面，本节将对各个方面的研究路线与成果进行简述，并分析总结其中存在的问题与难点，在此基础上提出本文的研究内容和思想路线。

### 1.3.1 视盘定位

针对眼底图像中视盘的各项特征，目前对于视盘定位与分割的算法大致可分为三类：

- （1）从亮度、灰度特征出发的视盘定位。Sinthanayothin<sup>[4]</sup>等提取眼底图像

中变化幅度最大的矩形区域中心作为视盘中心。张国民<sup>[5]</sup>等计算眼底图像中连通域面积，视盘中心定位为其中面积最大、灰度值最高的连通域的中心。但是这种角度出发的视盘分割方法虽然在正常眼底图像中效果较好，但是在处理病变眼底图像的情况下，容易收到病变的干扰，视盘定位准确率大大降低。

(2) 从形状特征出发的视盘定位。赵晓芳<sup>[6]</sup>等使用了基于 Hough 变换方法，针对视盘形状特征来提取分割视盘。

(3) 从血管汇集特征出发的视盘定位。Hoover<sup>[7]</sup>等基于模糊收敛理论分析血管网，将视盘中心定位为所得血管网的起始点。赵圆圆<sup>[8]</sup>等基于血管的结构特征建立几何模型，通过寻找血管聚集点来定位视盘中心，并在算法过程中使用了模拟退火算法，使得算法计算量非常大。

### 1.3.2 血管分割

眼底血管网中包含有许多病理信息，在眼科疾病的诊断中起到重要的作用，对于眼底血管的分割提取，国内外已经有了许多研究成果，目前已有的血管分割算法主要有以下四类：

第一类血管分割算法基于滤波器原理，haudhuri<sup>[9]</sup>等人提出一种基于二维滤波器匹配的方法。通过生成一个窗口，然后滑动窗口并在每个窗口内进行计算，计算结果与制定模板匹配，如果匹配就增强该像素点。在这个算法中，在对图像进行滤波增强的过程中使用的匹配滤波器结合使用了 12 个方向和规定大小的高斯模板。Hoover<sup>[7]</sup>在此方法上进行了一些改进，在提取眼底血管网的过程中，不仅考虑了血管自身的区域特征，还结合考虑了血管分布的区域特征，两方面结合得到最终的血管分割结果，但此算法过程计算极为繁琐。

第二类血管分割算法基于机器学习理论，Staal<sup>[11]</sup>通过脊线检测来提取血管的亮度、直径、边缘强度等特征，通过这些特征来训练分类器，进一步计算视网膜血管网中心线的邻域特征向量，最后进行监督分类。邓帅飞<sup>[12]</sup>等人基于多层神经网络，采用矩不变的特征来对眼底图像像素点进行分类。Fra<sup>[16]</sup>等人采用决策树和增强相结合的分类方法对眼底血管进行提取。

第三类血管分割算法基于目标追踪理论，此类算法对于初始点的选取比较依赖，在对病变图像的血管网提取时效果不好。孟宪静<sup>[14]</sup>等基于自动血管跟踪得到血管网的分割结果。此算法利用血管网的各项特征的连续性变化，在给定初始点后，基于目标追踪理论来完成血管网的分割提取。

第四类血管分割算法基于数字形态学理论，与其他三类方法相比，基于形态学的血管分割算法具有计算简单和抗噪性强的特点，在血管网的提取中比较占优势。基于血管网的线性结构特点，通过使用特定形状的结构元素，通过形态学操作来实现眼底血管网的提取<sup>[15][16]</sup>。

虽然已有很多算法可以实现眼底图像血管网的提取，但还是存在着一些问题，血管末梢的提取还是一个难题，眼底图像中视盘等结构的干扰，以及眼底病变的干扰等。

### 1.3.3 硬性渗出提取

关于硬性渗出的提取，国内外专家已经做了大量的研究。关于硬性渗出的检测算法研究，主要集中于两个方向：一种是基于数字图像处理技术进行硬性渗出物的检测提取；另一个研究方向则是基于机器学习等算法，对目标进行分类，从而完成硬性渗出物的分割。

在第一类方法中，Reza<sup>[17]</sup>等人提出一种使用固定和可变阈值的渗出物分割方法。Basha<sup>[18]</sup>等人计算图像直方图，然后使用阈值法来实现硬性渗出物的分割提取。Fleming<sup>[19]</sup>基于多尺度的形态学理论，来实现眼底图像中硬性渗出的分割提取。Sopharak<sup>[21]</sup>基于数学形态学的方法对渗出物进行分割提取。Jaafar<sup>[22]</sup>综合使用粗分割方法和阈值法，从而提取分割渗出物。Ramaswamy<sup>[23]</sup>从纹理特征出发，使用全局阈值的方法分割提取硬性渗出物。

基于第二类方法，文献<sup>[24]</sup>考虑图像中的马氏距离，基于机器学习算法来实现对图像内容的分类。王岳<sup>[25]</sup>基于贝叶斯网分类器理论，对硬性渗出物实现自动分割。Siddal<sup>[26]</sup>基于 K-means 聚类算法理论对眼底图像进行分类，在特征提取的过程中结合使用了迭代阈值方法。高玮玮<sup>[29]</sup>基于回归算法和支持向量机理论实现对眼底渗出物的分割提取。

虽然已有很多硬性渗出提取算法，但有一个问题一直没得到较好的解决。眼底图像中含有很多眼底结构如视盘、血管网等，这些结构在很多特征上与病变相似，很多算法无法解决或只能片面解决眼底结构在硬性渗出物检测过程中造成的误差，这就使得算法准确率受到了较大的影响。因此，通过设计某种方法识别视盘和血管结构，进一步分割提取这些眼底结构，将会大大提升 HE 检测算法的效率与准确率。

### 1.3.4 病变分期诊断

关于糖尿病视网膜病变的分期诊断，国内外的研究也取得了一些进展。

Priya<sup>[33]</sup>等人提出的 DR 自动诊断算法基于支持向量机算法，在对图像进行增强的基础上，通过聚类算法来实现眼底图像中感兴趣区域的分割，然后提取图像特征向量，作为支持向量机分类器的输入，最终完成对 DR 病变不同阶段的分类。

Priya 和 Aruna<sup>[35]</sup>基于 SVM 支持向量机理论，设计出一套可以实现 DR 不同阶段分类的系统，该系统在对眼底图像进行数字图像处理的基础上，提取图像特征完成分类，之后又在此基础上，结合概率神经网络，对分类方法进行了改进。

目前进行糖尿病视网膜病变诊断方法的实现思路一般都是分为两步：先对眼

底图像进行数字图像处理技术，包括预处理、图像增强、特征提取等过程，然后基于机器学习方法来实现眼底图像的分类任务，但是前半部分的图像处理往往都是侧重于图像增强方面，在进行特征提取的时候往往是处于图像处理方面特征而并没有从病理特征上出发，造成高维特征却分类效果一般的问题。

## 1.4 论文研究内容和组织结构

### 1.4.1 主要研究内容

本文主要研究糖尿病视网膜病变的分期诊断，分为两个部分进行，前一部分是眼底病变相关目标的检测，包括视网膜血管网、视盘、掩膜的检测和提取，后一部分是病变的分期诊断，基于病变提取的特征，通过机器学习算法，实现分期诊断。两部分的研究框架如图 1-3 所示，具体的研究内容如下：

（1）针对图像质量受成像条件干扰的问题，比如不均匀光照、过度曝光、焦点模糊等，使得很多眼底图像质量不佳，出现对比度低、含有大量噪声的情况，提出了一些在不同阶段解决不同问题的图像预处理与增强算法。

（2）针对眼底图像血管网提取过程中微小血管检测困难和易受病变干扰的问题，结合本文中针对的大部分均为病变眼底图像，使用了形态学重建来进行分割提取。

（3）针对眼底图像中视盘与渗出物亮度十分相似，在进行渗出物提取的过程中需要排除视盘的影响，本文基于已有的视盘定位算法，提出了一种快速的视盘定位方法。

（4）硬性渗出物是糖尿病视网膜病变早期的最为明显和具有代表性的特征，在进行糖尿病视网膜病变的分级诊断中也能起到十分重要的作用。本文基于数字图像处理技术，从硬性渗出物本身的特征出发，提取亮度较高、边缘强度大、非视盘、非血管以及非掩膜区域进行图像融合，最终完成渗出物的检测与分割。

（5）为了实现糖尿病视网膜病变的分期诊断，本文基于硬性渗出物这一病变，提取渗出物病变特征，如面积、数量、最大单面积作为 svm 分类器的输入，从数据库中提取一部分数据作为训练集，完成分级系统的训练。

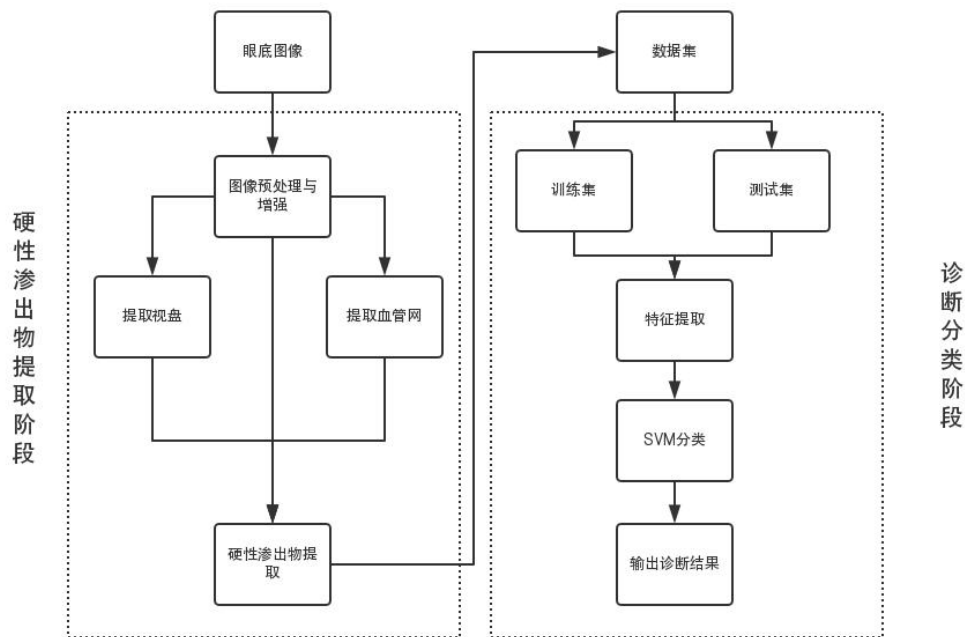


图 1-3 本文研究框架

Fig 1-3 Research framework

### 1.4.2 论文结构安排

本文由 6 个章节构成，各章节结构设置如下：

第一章：绪论。介绍了论文的研究背景及意义，简述了 DR 病变的病理基础，讨论了论文研究过程中需要解决的难点，总结了论文的研究内容。

第二章：眼底图像相关处理技术。主要介绍眼底图像处理中遇到的难点和问题，以及眼底图像处理过程中需要用到的预处理方法和图像增强技术，最后对应用在眼底图像中的分割技术进行了归类整理。

第三章：血管与视盘的分割。主要提出了有效的视盘和血管分割算法，对眼底图像中血管与视盘进行了分割提取。

第四章：硬性渗出物检测。从渗出物的特征出发，结合前面章节中视盘和血管的分割，考虑亮度、边缘强度等特征，基于阈值分割、图像融合等技术提出一套有效的渗出物分割算法，经验证该方法的检测效果良好。

第五章：基于 SVM 支持向量机的糖尿病视网膜病变分期诊断。基于支持向量机理论，对病变特征进行特征提取，提出一套糖尿病视网膜病变分期诊断算法。



## 第 2 章 眼底图像处理相关技术

### 2.1 眼底图像处理的难点与问题

在眼底图像处理过程中，存在着很多难点。这些难点可以概括为两种类别：

**图像质量的干扰：**在眼底图像的获取阶段，不均匀光照会造成眼底图像的亮度分布也呈现不均匀化，例如非硬性渗出区域亮度变大，硬性渗出区域亮度变小。这种情况，这就导致在某些眼底图像中病变区域的亮度特征将无法作为病变提取的依据，为病变分割产生较大的干扰。

**图像内容的干扰：**眼底图像中存在着许多眼底结构，这些眼底结构与病变在某些特征上即为相似，这样便使得对病变区域进行提取时会受到眼底各结构的干扰。例如血管网是眼底图像中重要的眼底机构，其与背景高对比度特征与硬性渗出的特征相似。

### 2.2 RGB 通道选取

在图像编辑过程中，RGB 颜色模型是最佳的色彩模式，即真彩色显示。RGB 颜色模型采用红（R）、绿（G）、蓝（B）三基色来构成表色系统。RGB 颜色模型在三维空间中可以具象为一个单位立方体，如图 2-1 所示。

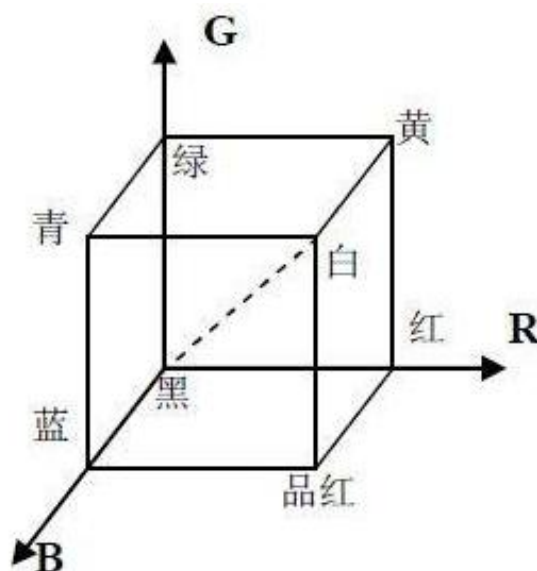


图 2-1 RGB 颜色模型

Fig 2-1 RGB Color model

可以看到，在彩色眼底图像中，不同的通道呈现不同的灰度特征，如图 2-2 所示。比较三个通道的视盘特征，得出视盘在 R 通道中对比度最好，血管网在 G 通道中最为明显清晰，而在 B 通道中，眼底图像各种结构特征都十分模糊，对比度较差。在对于眼底图像上不同感兴趣目标的检测时，选择最优通道进行处理可以增强感兴趣区域的对比度特征。

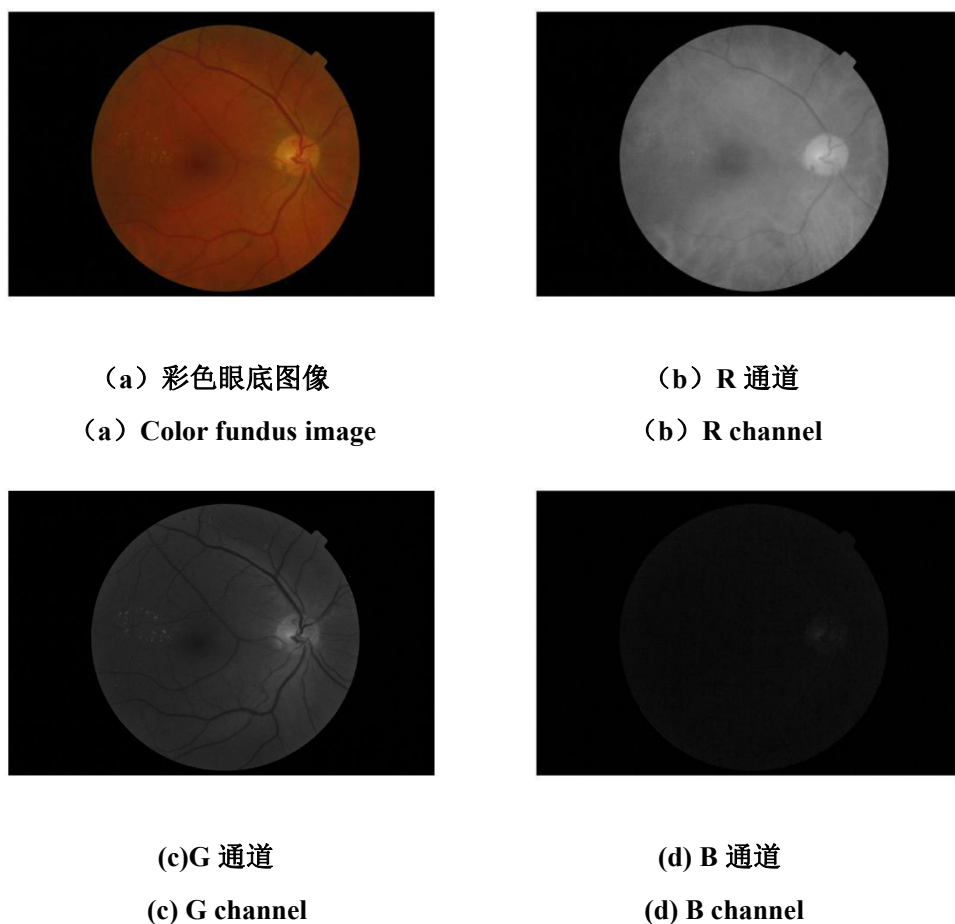


图 2-2 彩色眼底图像及 R、G、B 颜色通道

Fig 2-2 Color fundus image and R, G, B color channels

## 2.3 眼底图像预处理与增强

眼底图像在成像过程中，存在着各种各样的干扰因素，因此造成的眼底图像光照不均匀、对比度差、质量差等现象，给后续的图像感兴趣区域分割提取造成了较大的干扰。面对这些问题，在进行眼底图像分割前，对眼底图像进行图像增强等预处理是十分有必要的。

### 2.3.1 直方图均衡化

直方图均衡化的算法思路是通过输入图像的灰度概率分布来分析其对应的灰度值变化结果，从扩展图像灰度变化范围的角度实现图像增强的目的。

直方图表示图像中每个灰度级的像素点占总像素点的比例，其定义如下：

$$P(r_k) = \frac{n_k}{N} \quad (k = 1, 2, \dots, L-1) \quad (2-1)$$

式中， $n_k$  为第  $k$  级灰度的像素点数， $N$  为图像总像素点数， $L$  为总灰度级数， $P(r_k)$  为  $r_k$  灰度级相对总灰度级的频数。

直方图均衡化方法以灰度变换理论为基础，是数字图像处理中非常常用的对比度增强算法，通过原图像灰度级的概率密度函数求解灰度变换函数，基于累积分布函数变换法来进行灰度直方图的修正。灰度变换函数  $T(r)$  与原图像概率密度函数  $p_r(r)$  之间的关系为：

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(r) dr \quad (0 \leq r \leq 1) \quad (2-2)$$

式中， $T(r)$  要满足  $0 \leq T(r) \leq 1$ 。

上式表述的是连续随机变量，而在对眼底图像进行数字图像处理的过程中，灰度级表示为离散形式：

$$s_k = T(r_k) = \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{N} = \sum_{i=0}^k p_r(r_i) \quad (0 \leq r_j \leq 1 \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1) \quad (2-3)$$

对图像进行直方图均衡化处理的具体实现：

- (1) 统计得出待处理图像的灰度直方图  $p_r(r)$ 。
- (2) 对待处理图像的灰度直方图基于累积分布函数做灰度变换，从而得到新的图像灰度。
- (3) 使用新灰度替换旧灰度，同时合并灰度值近似的灰度直方图，得到  $p_s s$ 。

### 2.3.2 同态滤波

人眼对于图像亮度具有类似于对数运算的非线性特性，同态滤波便是基于这一特性的一种特殊的滤波技术。

图像  $f(x, y)$  由照射分量  $i(x, y)$  和反射分量  $r(x, y)$  表示：

$$f(x, y) = i(x, y) \bullet r(x, y) \quad (2-4)$$

照射分量  $i(x, y)$  描述由光源变化决定的像素的动态范围。反射分量  $r(x, y)$  描述由于物体本身特性所产生的灰度的变化特征。由于函数乘积的傅里叶变换不可分，即：

$$F[f(x, y)] \neq F[i(x, y)] \cdot F[r(x, y)] \quad (2-5)$$

因此，需要首先对图像  $f(x, y)$  取对数，即：

$$z(x, y) = \ln[f(x, y)] = \ln[i(x, y)] + \ln[r(x, y)] \quad (2-6)$$

然后在进行傅里叶变换，如下所示：

$$F\{z(x, y)\} = F\{\ln[f(x, y)]\} = F\{\ln[i(x, y)]\} + F\{\ln[r(x, y)]\} \quad (2-7)$$

即：

$$Z(u, v) = I(u, v) + R(u, v) \quad (2-8)$$

其中  $I(u, v)$  和  $R(u, v)$  分别为  $\ln[i(x, y)]$  和  $\ln[r(x, y)]$  的傅里叶变换。下面设计滤波器的传递函数为  $H(u, v)$  和  $Z(u, v)$  相乘，则：

$$S(u, v) = Z(u, v)H(u, v) = I(u, v)H(u, v) + R(u, v)H(u, v) \quad (2-9)$$

下面进行傅里叶反变换，如下所示：

$$\begin{aligned} s(x, y) &= F^{-1}\{S(u, v)\} \\ &= F^{-1}\{I(u, v)H(u, v)\} + F^{-1}\{R(u, v)H(u, v)\} \end{aligned} \quad (2-10)$$

最后对  $s(x, y)$  做指数处理就得到了最终结果：

$$g(x, y) = \exp(s(x, y)) \quad (2-11)$$

在进行同态滤波时， $H(u, v)$  的选择起到了关键作用。 $H(u, v)$  分别对图像的低频和低频分量产生不同的影响，所以被叫做同态滤波，图 2-3 描述了同态滤波的处理流程：

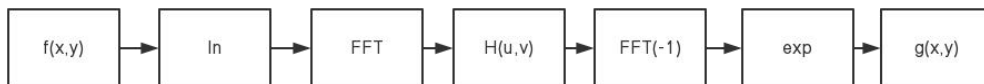


图 2-3 同态滤波处理过程

Fig 2-3 Homomorphic filtering process

## 2.4 眼底图像分割技术

眼底图像处理的任务就是对眼底图像中的感兴趣区域进行识别、分割和分析,包括各种眼底结构和病变等。目前在图像分割阶段,出现了各种各样的方法,本节对比较有代表性的分割方法进行了归纳总结,进一步对各类分割方法的路线、特点进行简要总结,本文后续的分割算法将基于本节内容结合不同的分割目标进行实现。

### 2.4.1 基于区域的图像分割方法

基于区域的图像分割方法的基本思想是从区域出发,根据相似的区域特征将图像进行分类。此类中常用的分割方法包括聚类法、区域生长、阈值分割等。

阈值分割是最为常见的图像分割方法。阈值分割主要针对感兴趣区域与背景灰度值存在明显灰度差异,且背景和感兴趣区域内部不发生较大的灰度变换的情况,根据实际情况,选择阈值进行分割。决定阈值分割效果的是阈值的设定,根据不同的阈值设定方法,阈值分割又可以分为根据直方图的阈值分割、迭代式阈值分割、Otsu 阈值分割等。阈值分割的特点是实现简单且计算量较小,但使用时也存在很多局限,在很多噪声较多的复杂图像的处理中效果较差。

区域生长基本思想是根据像素点的相似特征来进行分类。设定一个起始点,然后将相邻的具有相似的性质的像素归并到当前区域中或增加区域。这里面相似的性质可以包括灰度值、颜色和纹理等特征。区域生长算法是一种使用比较普遍的方法,在没有可利用的先验知识的情况下,可以取得较好的效果,但是区域生长算法基于迭代理论,花费时间较大且容易受噪声影响造成过度分割,将图像分为过多的区域。

聚类法基于无监督分类思想,考虑像素间的相似特征程度,通过使同类间相似度尽可能大和不同类间差异性尽可能大的基本思想,将图像分割为不同的区域。但是,通过聚类分析的方法对图像进行分割时容易受到设定的初始参数的影响。

### 2.4.2 基于边缘的分割方法

基于边缘的分割方法从不同区域间边缘特征的不连续出发,来对图像进行分割,其中较为常用的有各种微分算子、hough 变换等。

微分算子法求解图像梯度导数,通过分析梯度的极值或过零值来分割图像的边缘。利用微分算子检测图像边缘时容易受到边缘信息和图像噪声的干扰。在微

分算子对图像进行计算之前先对图像进行滤波可以有效减少噪声对分割的影响。

Hough 变换法的基本要求是需要对目标区域的形状已知,然后用于检测目标区域的边界曲线。Hough 变换具有抗噪性较强的优点,通常用于已知形状的目标分割检测。

### 2.4.3 基于数学形态学的分割方法

基于数学形态学的分割方法<sup>[36]</sup>的基本思想是定义一个结构元素来对图像进行操作。数学形态学广泛应用在各种图像形状和结构的分析和处理中,包括但不限于噪声剔除、边界分割、区域填充、骨架提取、背景估计和消除等。数学形态学具有完备的数学理论基础,由于其并行的实现结构,计算速度大大提升。

### 2.4.4 基于监督分类的分割方法

基于监督分类的图像分割算法大都基于机器学习算法理论,通过已知类别的样本对分类器进行训练,然后使用分类器对测试样本进行分类。此类中比较常用与图像分割的机器学习算法有人工神经网络、支持向量机、K-近邻等。

人工神经网络是近几年在广泛运用的机器学习算法,大量的节点根据节点间规则构成神经网络,它可以在模型训练成功后对测试对象进行分类。神经网络根据节点特征、学习规则的不同,又可以分为很多种神经网络类型。这类方法方法的主要工作是特征的选取与分类器的设计,其精确度依赖于提取的特征的合理性和分类器设计得合理性。

支持向量机(SVM)的建立基础是统计学习理论和结构风险最小化原理。SVM 分类的核心基础是生成一个超平面作为分类判别平面,通过优化判别平面使得不同类样本之间的间隔最大。最优超平面的寻找可转化为一个二维平面上规划寻优问题,此外 SVM 是从现有样本数据入手,最终得到全局最优解,所以对样本数要求不高。

K-近邻(KNN)的基本思想是在特征空间寻找与样本距离最短的样本集合,然后该样本类别取决于这样本集合中多数样本属于的类别。在使用 KNN 对某个样本进行分类前,首先要在特征空间计算它与其他所有样本的距离,才可以选取与它最邻近的样本集合,计算量较大。

## 2.5 本章小结

本章内容可以分为两个部分,上半部分介绍了在眼底图像增强方面常用的理论知识,包括 RGB 颜色模型、灰度变换、直方图均衡、同态滤波等基础理论;第下半部分总结了当前眼底图像分割算法,简单介绍了各个算法的思想与特点,为下文中针对不同眼底目标时采用的不同的图像分割技术提供基础。

## 第3章 血管与视盘的分割

人的眼底存在着许多重要的眼底结构,例如视盘、血管等。这些眼底结构与DR病变的一些病状在某些特征上极为相似,例如视盘和硬性渗出在眼底图像中呈现相似的颜色和亮度特征,血管网与出血也在颜色上极为相似。在眼底图像病变提取分割过程中,视盘和血管会对DR病变的检测产生极大的干扰,所以在对眼底图像中的病变进行分割提取前,需要对视盘、血管进行分割。

在本文图像处理阶段中,实验数据来源于Messidor数据库,该数据库中包含大约1200张眼底彩色数字图像,图像分辨率为1440×960,2240×1488或2304×1536,每张图像均有眼科专家的医学诊断意见。

### 3.1 血管分割

视网膜血管网在眼底的组织结构中最具有代表性,它的曲率、直径和分叉角度等的改变是诊断各种眼科疾病的重要指标,可以在糖尿病视网膜病变的诊断中起到十分重要的作用。因此有效的视网膜血管分割十分有利于对糖尿病视网膜病变的诊断和治疗。

本文在第一章中总结分析了现有的血管分割算法,虽然已有很多算法可以实现眼底图像血管网的提取,但还是存在着一些问题,血管末梢的提取还是一个难题,眼底图像中视盘等结构的干扰,以及眼底病变的干扰等。

本节利用血管的灰度和边缘特征,提出一种基于数字形态学理论的血管分割算法。

#### 3.1.1 形态学

数学形态学的基础是集合论思想,具有严格的数学理论基础,腐蚀运算和膨胀运算是数学形态学的两个基本变换,基于这两种原始从操作,可以实现很多形态学算法。

膨胀:膨胀操作是合并与物体相接触的背景点,从而使物体边界发生扩张的过程。结构元素 $B$ 对 $A$ 进行膨胀操作,记作 $A \oplus B$ ,定义为:

$$A \oplus B = \left\{ x : \hat{B}_x \cap A \neq \emptyset \right\} \quad (3-1)$$

腐蚀和膨胀是对偶操作。腐蚀操作可以消除边界点,从而使边界向内部收缩。结构元素 $B$ 对集合 $A$ 进行腐蚀,记作 $A \ominus B$ ,定义为:

$$A \ominus B = \{ x : B_x \subseteq A \} \quad (3-2)$$

开运算：结构元素  $B$  对  $A$  的开运算，记作  $A \circ B$ ，定义为

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3-3)$$

即首先通过结构元素  $B$  对  $A$  做腐蚀运算，然后再次使用结构元素  $B$  对  $A$  做膨胀运算。开操作可以增强图像中小的亮点细节，同时保留所有的灰度并且不对较大的亮区特征产生干扰。

闭运算是开运算的对偶运算，记作  $A \bullet B$ ，定义为：

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3-4)$$

即首先用结构元素  $B$  对  $A$  做膨胀运算，然后再次使用结构元素  $B$  对  $A$  做腐蚀运算。闭操作可以去除比结构元小的黑暗结构。

### 3.1.2 形态学重建

上节中提到的形态学概念只涉及一幅图像和一个结构元。而形态学重建在数字形态学操作中功能强大，它涉及两幅图像和一个结构元<sup>[37]</sup>。其中，标记图像中包含变换的起始点，模板图像用来约束该变换。

测地膨胀和测地腐蚀是形态学重建的核心概念。令  $F$  表示标记图像， $G$  表示模板图像。假设两幅图像均为二值图像，且  $F \subseteq G$ 。记  $D_G^1(F)$  表示大小为 1 的标记图像关于模板的测地膨胀，定义为

$$D_G^1(F) = (F \oplus B) \cap G \quad (3-5)$$

其中， $\cap$  表述集合的交集（可解释为 AND（与），因为对于二值图像来说集合的交集和逻辑 AND 操作是相同的）。 $F$  关于  $G$  的大小为  $n$  的测地膨胀定义为

$$D_G^{(n)}(F) = D_G^1[D_G^{(n-1)}(F)] \quad (3-6)$$

类似地，标记  $F$  关于模板  $G$  的大小为 1 的测地腐蚀定义为

$$E_G^1(F) = (F \ominus B) \cup G \quad (3-7)$$

式中， $\cup$  表示集的并集（或 OR 操作）。 $F$  关于  $G$  的大小为  $n$  的测地腐蚀定义为

$$E_G^{(n)}(F) = E_G^1[E_G^{(n-1)}(F)] \quad (3-8)$$

在实际进行测地膨胀和腐蚀操作时，对于给定的图像，重复的操作会在有限次数后稳定，原因在于测地膨胀和腐蚀会受到模板和标记的约束。



在此引出形态学重建的概念，将来自标记图像  $F$  对模板图像  $G$  的膨胀形态学重建表示为  $R_G^D(F)$ ，它被定义为  $F$  关于  $G$  的测地膨胀，经过反复迭代后达到稳定状态；即

$$R_G^D(F) = D_G^{(k)}(F) \quad (3-9)$$

迭代  $k$  次，直至  $D_G^{(k)}(F) = D_G^{(k+1)}(F)$ 。

同理可得，将模板图像  $G$  对标记图像  $F$  的腐蚀的形态学重建表示为  $R_G^E(F)$ ，将其定义为  $F$  关于  $G$  的测地腐蚀，经过反复迭代后达到稳定状态；即

$$R_G^E(F) = E_G^{(k)}(F) \quad (3-10)$$

迭代  $k$  次，直至  $E_G^{(k)}(F) = E_G^{(k+1)}(F)$ 。

形态学重建有很宽的实际应用领域，根据不同的标记图像和模板图像的选择、不同的结构元及不同的形态学基本操作的组合，形态学重建会有不同的适用场景。

### 3.1.3 基于底帽变换的血管网粗提取

由于眼底图像在成像时很容易受到很多因素干扰，眼底图像经常会出现光照不均匀的情况，因此对眼底图像直接进行阈值分割操作无法准确提取到眼底血管。在这种情况下，运用形态学图像处理方法往往可以取得较好的处理结果，通过形态学顶帽变换或者底帽变换可以对这种具有大幅背景且前景对象面积较小并呈现某种规律的图像进行增强和分割。其中顶帽变换适用于前景亮度较高、背景亮度较低的图像，底帽变换则适用于前景亮度较低、背景亮度较高的图像，这两种变换结果相同，均可以在消除亮度的不均匀的同时增强图像的对比度。在眼底图像处理的血管提取过程中，由于血管较背景亮度低，因此本文采用底帽变换来提取血管骨架。

底帽变换可由以下公式表示：

$$H = (A \bullet B) - A \quad (3-11)$$

其中  $A$  为输入图像， $B$  为结构元素，底帽变换是使用结构元素  $B$  对  $A$  做闭运算然后与  $A$  做差值运算。

由于血管网在眼底图像的  $G$  层中相较于背景颜色较暗，所以可以使用底帽变换来粗提取血管，然后通过形态学腐蚀来得到血管骨架。实现步骤如下：

- 1：提取眼底图像  $G$  层
- 2：对灰度图像进行直方图均衡化

- 3: 对图像进行维纳滤波处理
- 4: 定义结构元素, 进行底帽变换
- 5: 对图像进行灰度拉伸
- 6: 二值化阈值分割, 得到血管网骨架

第一步, 提取眼底图像的 G 层 (图 3-1) 并进行直方图均衡化处理, 对眼底图像的 G 层进行直方图均衡化操作后, 血管对比度增加, 图像变得更加清晰, 能够看见更多的细节信息, 但是与此同时也出现了许多的噪声 (图 3-2)。

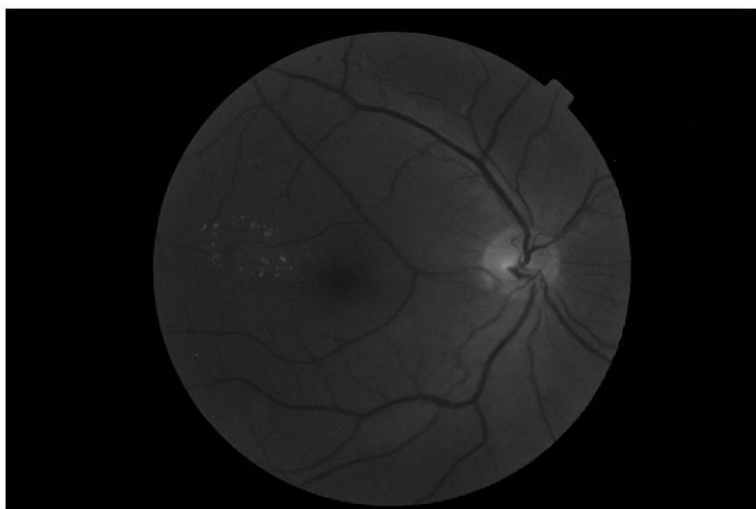


图 3-1 眼底图像 G 通道灰度图像

Fig 3-1 Fundus image G channel grayscale image

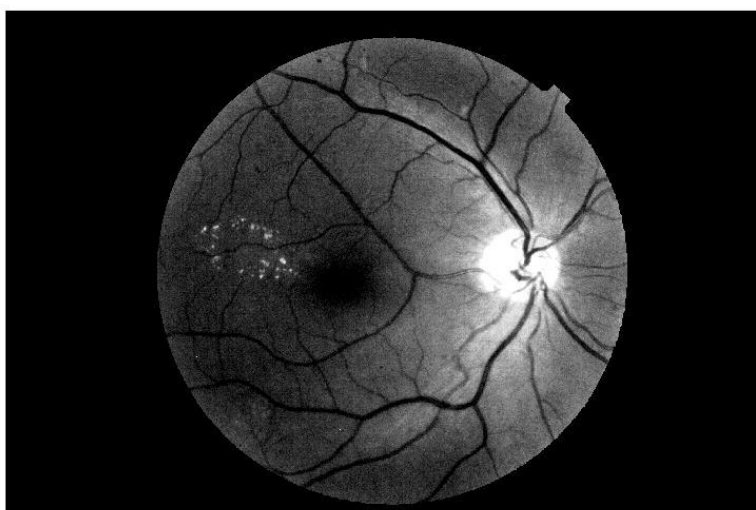


图 3-2 眼底图像 G 通道直方图均衡化结果

Fig 3-2 Fundus image G channel histogram equalization result

第二步，为了消除这些噪声，使用维纳滤波进行处理，设定滤波器窗口大小为 $3\times 3$ ，结果表明维纳滤波可以有效清除图像中的噪声（图 3-3）。



图 3-3 维纳滤波结果

Fig 3-3 Wiener filtering results

第三步，定义结构元素，进行底帽变换，设定结构元素为 $12\times 6$ 的‘disk’型结构元素，对灰度图像进行底帽变换，得到血管部分显著增强的图像（图 3-4）。

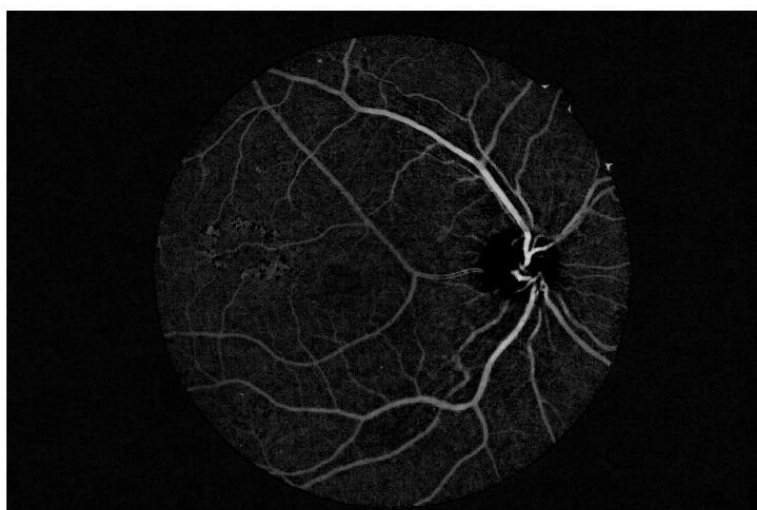


图 3-4 底帽变换结果

Fig 3-4 Bottom hat transformation results

第四步，对图像进行灰度变换，经过前几步操作后得到的图像灰度较暗，不利于后续的图像分割，所以对图像进行  $\gamma$  校正，取参数为 0.6，得到亮度增强的图像，突出感兴趣区域。

第五步，设置阈值进行二值化，由灰度直方图（图 3-5）可以看出，灰度主要集中在 0~45 区域，绝大部分包含于 0~140 区域，取阈值为 45/140，得到血管粗分割结果（图 3-6），其中不仅包括血管区域，还存在非血管区域。

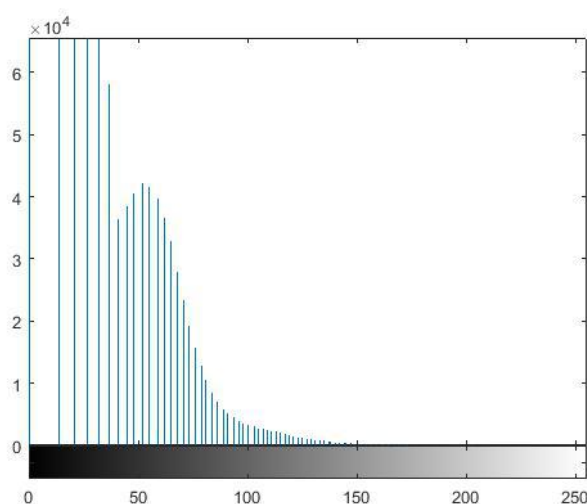


图 3-5 灰度变换后的图像灰度直方图

Fig 3-5 Grayscale histogram of grayscale transformed image

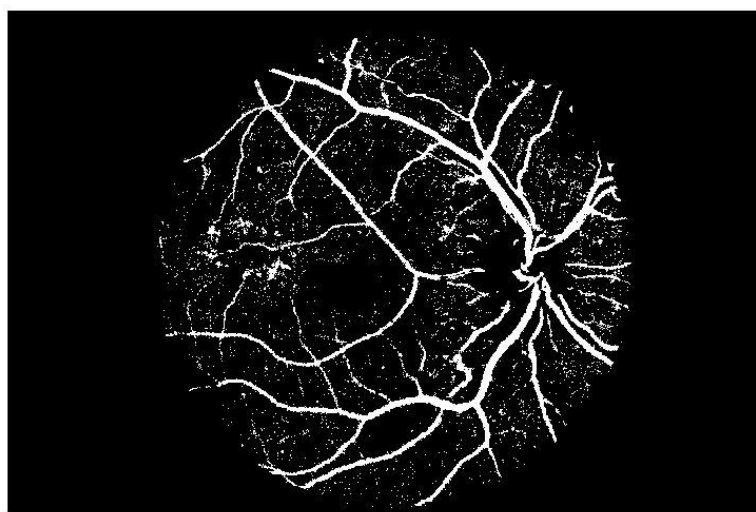


图 3-6 血管网粗分割结果

Fig 3-6 Vascular network rough segmentation result

### 3.1.4 基于形态学重建的血管网分割

在本文的 3.1.1 节和 3.1.2 节中,已经详细介绍了图像形态学以及形态学重建的理论知识,本节将在这些理论的基础上,基于形态学重建进行眼底图像血管网的分割。

重建开操作:在形态学开操作中,图像经过腐蚀膨胀后恢复的准确性极为依赖所用结构元的形状。而重建开操作可以减轻这种依赖,从而有效的恢复经过腐蚀后图像所保留的特征。图像  $F$  的大小为  $n$  的腐蚀的  $F$  的膨胀重建;即

$$O_R^{(n)}(F) = R_F^D[(F \ominus nB)] \quad (3-12)$$

式中,  $B$  为结构元素,  $(F \ominus nB)$  表示  $B$  对  $F$  的  $n$  次腐蚀,  $F$  被当做模板。

对于重建闭操作,理论类似。

开操作和闭操作分别会对图像中的亮细节和暗细节产生抑制作用,因此对图像先后做开操作和闭操作可以有效的抑制细节,从而起到平滑的作用。因此在本文形态学重建过程中,将重建开操作与重建比操作结合使用,在平滑图像细节的同时消除噪声。

下表为算法实现步骤:

第一步:对模板进行腐蚀

第二步:进行膨胀形态学重建

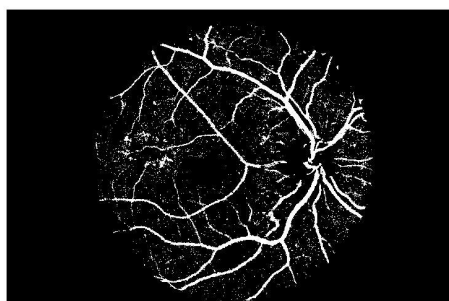
第三步:将重建结果设为模板,对模板进行膨胀

第四步:进行腐蚀形态学重建

第五步:对重建结果求补

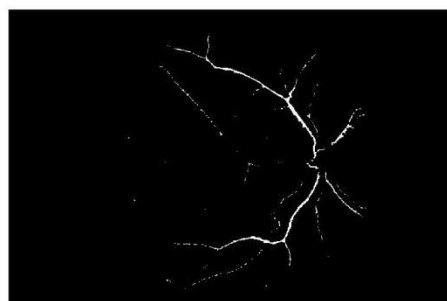
第六步:计算连通域面积,消除面积过小区域,得到血管网分割结果

实验过程中,首先 3.1.3 节中得到的血管网粗分割结果作为模板  $F$ ,进行了一次形态学重建开操作,再将重建结果作为模板进行一次形态学重建闭操作后取反,最后消除图像中面积太小的连通域得到最终血管网分割结果(图 3-7)。



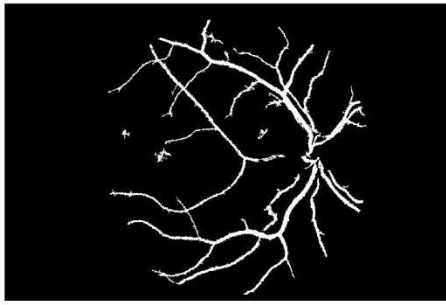
(a) 血管网粗分割结果

(a) Vascular network rough segmentation result

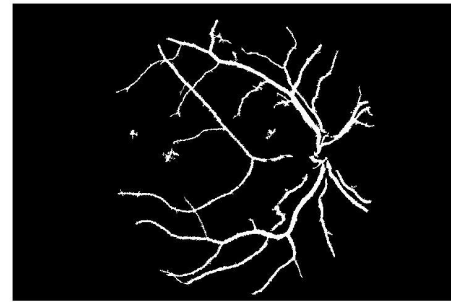


(b) 腐蚀结果

(b) Corrosion result



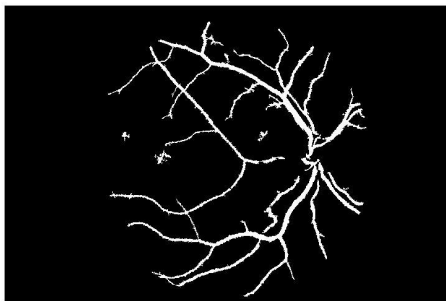
(c)形态学重建开操作结果



(d) 形态学重建闭操作结果

(c)Open operation results of morphological reconstruction

(d)Closed operation results of morphological reconstruction



(e) 血管网分割结果

(e)Vascular network segmentation result

图 3-7 基于形态学重建的血管网分割步骤

Fig 3-7 Steps of vascular network segmentation based on morphological reconstruction

由图可以看出<sup>[38]</sup>,本文方法虽然对于血管末梢较为细小的血管未能实现精确的分割,原因在于血管网粗提取过程中结构元素的影响,但采用形态学方法能较快分割出视网膜血管的主要信息,可作为后续视盘、渗出检测的有效辅助信息。

## 3.2 视盘定位

视盘是重要的眼底结构,在眼底图像中呈现为黄白色高亮区域,在颜色及亮度特征上与硬性渗出物较为相似,所以视盘区域会对糖 DR 病变检测产生干扰,因此在进行 DR 病变检测前需要对视盘区域进行检测与分割。

针对眼底图像中视盘的颜色、亮度、形状、区域特性等特征,本文第一章中总结介绍了国内外学者们提出的许多视盘分割方法,但每一类方法都存在一些问题,在本文中对视盘分割的研究中,一方面出发点是因为其亮度与硬性渗出十分相似,容易在硬性渗出的提取过程中产生干扰,另一方面在视盘周围不会发生硬

性渗出等病变，因此不需要对视盘进行精确分割，但是需要提出一种快速高效的视盘定位算法，基于这个目的，本节根据视盘的亮度和圆形结构特征，利用滑动窗口来对视盘进行定位。

### 3.2.1 视盘的快速定位

由视盘的结构特征可知，视盘在眼底图像中表现为亮黄色或白色的圆形区域，在上文提到的 RGB 颜色模型中，视盘在 R 通道对比度明显，故提取眼底图像的 R 通道进行视盘定位。

算法步骤如下：

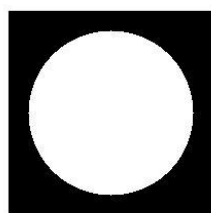
第一步：生成视盘模板

第二步：建立滑动窗口

第三步：滑动窗口与模板进行卷积运算

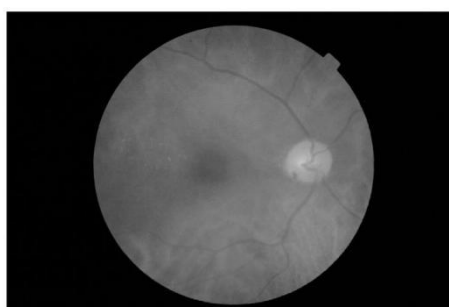
第四步：取卷积最大值作为视盘中心，实现视盘定位

在实验过程中，首先生成一个如图所示的视盘模板（图 3-8a），圆形区域内值为 1，圆形区域外值为 0；建立滑动窗口，计算灰度图像中的每个像素点同等大小邻域与模板的卷积，取卷积最大值处为视盘中心（图 3-8）。



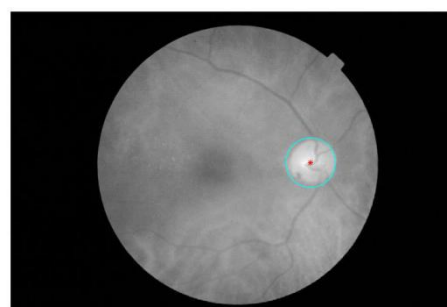
(a) 视盘模板

(a) Visual disc template



(b) R 通道图像

(b) R channel



(c) 视盘定位结果

(c) Video disc positioning result

图 3-8 视盘定位结果图

Fig 3-8 Video disc positioning

如实验结果所示，图中红色标记即为视盘中心定位结果，与事实相符，绿色圆圈为定位视盘中心的视盘模板。

### 3.3 本章小结

本章的主要工作是对眼底图像血管网的分割以及视盘的定位。在血管网分割方面，主要运用了数学形态学理论，提出了基于形态学重建血管网分割算法，基于糖尿病视网膜病变数据库进行测试，实验结果表明，针对眼底病变视网膜图像的血管网分割提取效果较好，能够有效的提取血管网的主要信息。在视盘定位方面，基于糖尿病视网膜病变机理，结合视盘特征，提出了一种基于滑动窗口的快速定位算法，测试结果表明，能够快速有效的定位视盘中心，为后续研究提供数据。

另外，由实验图像可以看出，本文血管分割算法结果存在微小血管丢失的现象，这主要是因为微小血管对比度较低，形态学操作对这些区域检测不够敏感，另外在提取的血管网中仍有一些非血管区域残留，说明下一步要对非血管区域的抑制做进一步的研究。本文提出的视盘定位算法，在图片质量较差的情况下定位会出现偏差，依赖于图像的筛选与预处理，如果要完成精确的视盘定位，我们还需要进一步的研究。



## 第 4 章 硬性渗出物检测

硬性渗出物是 DR 病变的早期主要病症之一，硬性渗出物的变化情况在一定程度上反映 DR 病变的发展情况。在单纯型 DR 病变早期，硬性渗出物在眼底图像上成黄白色点状分布，且具有清晰的边界特征（图 4-1），随着病情的发展，硬性渗出物数量和面积会同步增加，并且逐渐融合成片。

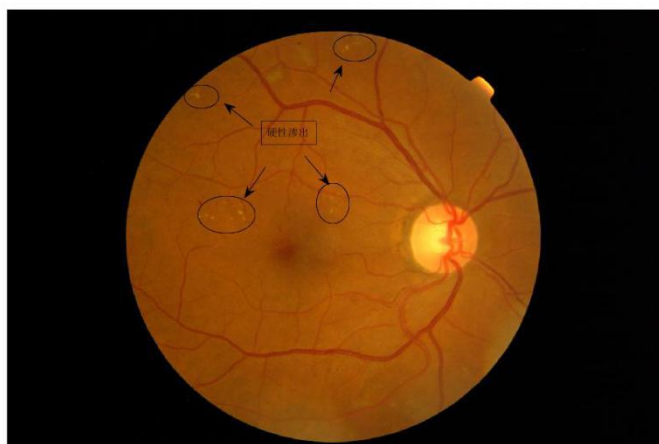


图 4-1 眼底图像中的硬性渗出病变

Fig 4-1 HE in fundus images

对于 DR 病变眼底图像中硬性渗出物的分割提取，国内外专家已经做了很多工作。虽然硬性渗出存在高亮度以及清晰边缘的特征，但是在实际提取中，图像成像质量的干扰、眼底结构的干扰使得硬性渗出的准确分割存在比较大的难度。

### 4.1 基于图像融合的渗出物提取

在前面章节中，本文就目前的硬性渗出物提取方法进行了回顾与分析，并指出了这些方法的不足，针对硬性渗出物提取分割中存在的挑战，本文从硬性渗出物的特征出发，提出了基于图像融合的硬性渗出物自动检测技术。从灰度、边缘特征、眼底结构等角度出发，对硬性渗出物分割进行精确描述，从而得到更好的分割结果。具体来说，硬性渗出物分割思路如下（图 4-2）：

- 1) 硬性渗出物在眼底图像 G 层中具有较高的亮度，提取眼底图像亮区域，则硬性渗出应当包含于亮区域中；
- 2) 在眼底图像中，亮区域除了包含硬性渗出物，还包含视盘以及不均匀光照引起的部分区域亮度较高等情况。糖尿病视网膜病变病理中提到，硬性渗出不

会出现在视盘周围，所以以略大于视盘面积做掩膜得到视盘掩膜；另一方面，同态滤波可以有效的解决图片中的光照不均匀问题，所以在提取眼底图像亮区域前，对眼底图像进行同态滤波处理。

3) 硬性渗出物与眼底图像背景有较高的对比度，且边缘比较清晰，提取眼底图像中边缘强度大的区域，则硬性渗出应该包含在这些区域当中。

4) 在眼底图像中，边缘强度大的区域除了硬性渗出，血管网和眼底图像边缘都具有较高的边缘强度，所以需要对这些区域进行剔除。糖尿病视网膜病变病理中提到，硬性渗出不会出现在血管周围，所以对血管网进行膨胀得到血管掩膜；另一方面，提取眼底图像边缘得到眼底图像掩膜。

5) 基于前几步的结果，利用图像融合方法，锁定最终的硬性渗出检测分割结果。

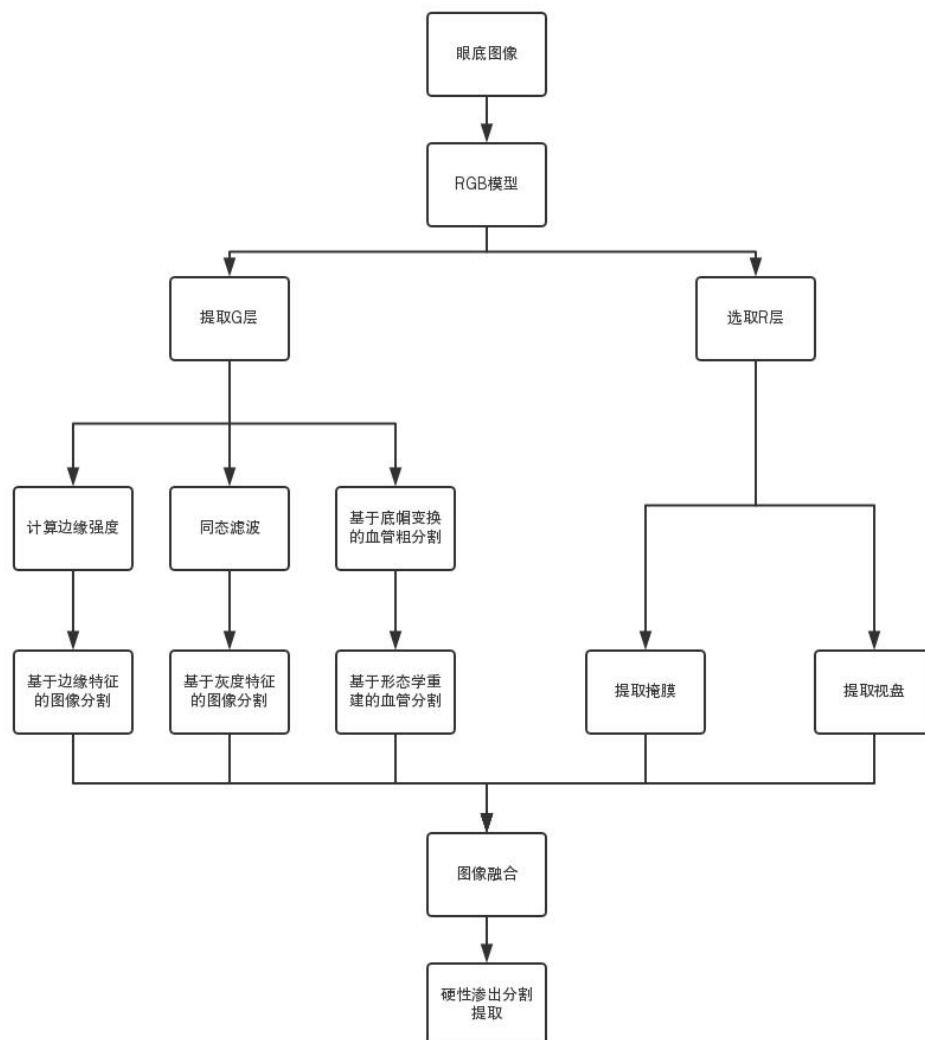


图 4-2 硬性渗出提取路线图

Fig 4-2 HE extraction roadmap

### 4.1.1 基于渗出物亮度特征图像分割

基于眼底图像中硬性渗出亮度高的特征，本节对眼底图像进行亮区域的分割，但是由于眼底图像存在光照不均匀的现象，在进行分割前需要对眼底图像做同态滤波处理。

同态滤波的基础理论知识在之前章节已经讲述过，在本节中主要是使用同态滤波来解决光照不均匀的问题，目的是要削弱照射成分不均匀造成的影响，所以同态滤波中所使用的滤波器函数应该设计成减弱低频（照射）的贡献，而增强高频（反射）的贡献，本节所使用的滤波器函数见下式：

$$H(u,v) = (\gamma_H - \gamma_L) \left[ 1 - e^{-c \left[ D^2(u,v) / D_0^2 \right]} \right] + \gamma_L \quad (4-1)$$

其中， $D(u,v)$ 是频率域中点 $(u,v)$ 与频率矩形中心的距离，常数 $c$ 控制函数边缘锐利度，它在 $\gamma_L$ 和 $\gamma_H$ 之间过渡，这个滤波器类似于高频强调滤波器。

在本实验中，选取 $\gamma_L = 0.5$ ， $\gamma_H = 2$ ， $c = 1.5$ ， $D_0 = 100$



(a) 原始眼底图像

(b) 同态滤波后图像

(a)Original fundus image

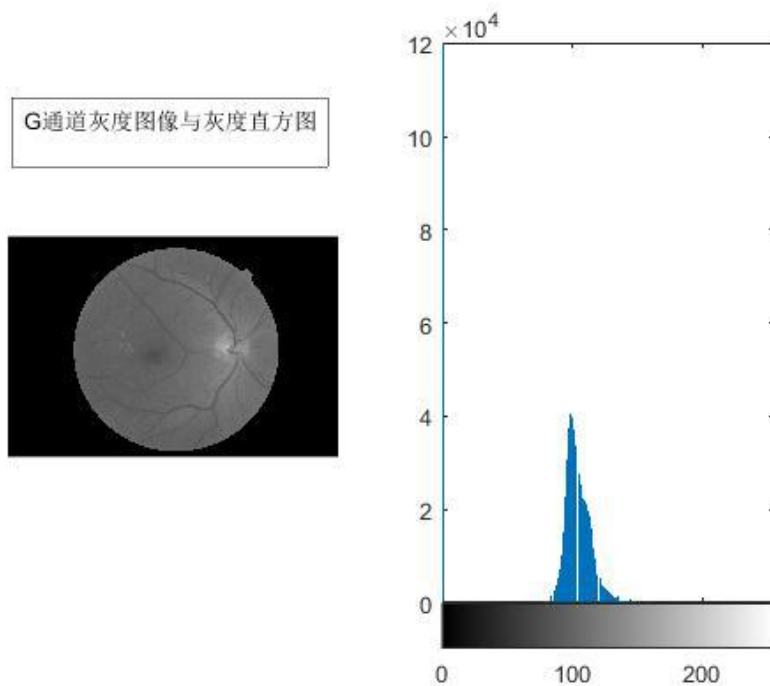
(b)Homomorphic filtered image

图 4-3 同态滤波结果图

Fig 4-3 Comparison of homomorphic filtering results

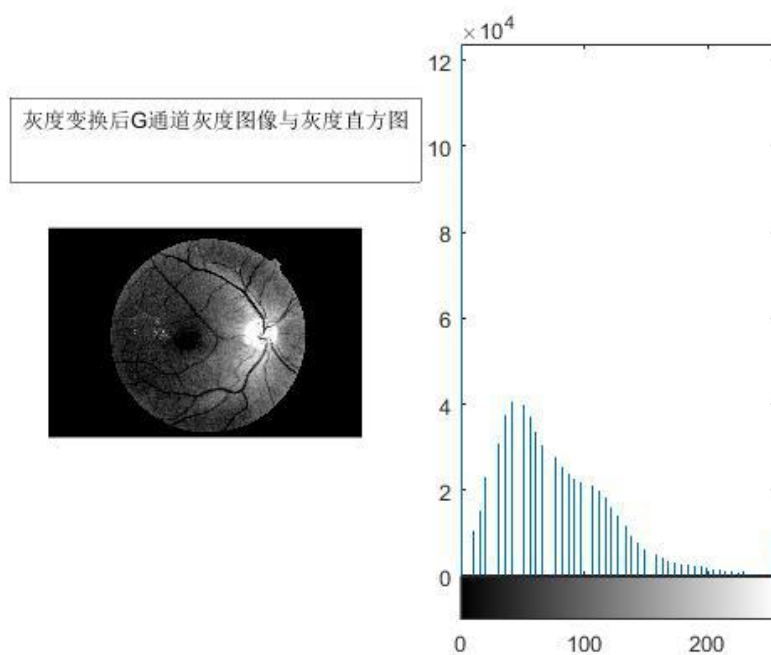
如图 4-3，结果表明，同态滤波有效的消除了光照不均匀现象。

由于硬性渗出在眼底图像的 $G$ 通道对比度最好，所以提取同态滤波处理后的眼底图像的 $G$ 通道灰度图像进行进一步的图像分割，观察发现， $G$ 通道的整体图像对比度较低，绘制灰度直方图后发现图像灰度大部分集中在 $90 \sim 140$ 之间，为增强图像对比度，对图像进行灰度拉伸，如图 4-4 所示，图像对比度得到显著增强。



(a) 灰度变换前 G 通道灰度图像与灰度直方图

(a) G-channel grayscale image and grayscale histogram before gradation transformation



(b) 灰度变换后 G 通道灰度图像与灰度直方图

(b) G-channel grayscale image and gray histogram after gradation transformation

图 4-4 灰度变换前后效果对比图

Fig 4-4 Comparison of effects before and after gradation transformation

在此基础上，最后设置阈值 = 0.5，得到眼底图像亮区域分割结果（图 4-5）。



图 4-5 眼底图像亮区域分割结果

Fig 4-5 Fundus image bright area segmentation result

#### 4.1.2 基于渗出物边缘特征的图像分割

基于硬性渗出物边缘清晰，与背景对比度明显的特征，本节对眼底图像进行基于边缘强度的图像分割。但是由于视网膜背景并非为纯黑背景，而是存在一定灰度，且在视网膜边缘处存在较强的边缘强度，会对之后的分割产生干扰，所以首先需要对视网膜边缘进行分割，提取视网膜掩膜。

本文中对于掩膜的提取基于形态学方法，第一步需要提取视网膜边缘，采用形态学的膨胀和腐蚀来获取图像的边缘，而通过形态学获取图像边缘可以摆脱对于边缘的方向性依赖。第二步，在第一步得到的边缘中，除了视网膜边缘外，还存在一些孔洞，对这些孔洞进行填充操作，得到许多连通域，而由于视网膜边缘围成的孔洞填充后是整个视网膜，所以在第三步进行二值化操作后成为面积最大连通域，提取最大的连通域则得到视网膜掩膜图像，路线如图 4-6，结果如图 4-7。



图 4-6 视网膜掩膜提取路线图

Fig 4-6 Retinal mask extraction route map

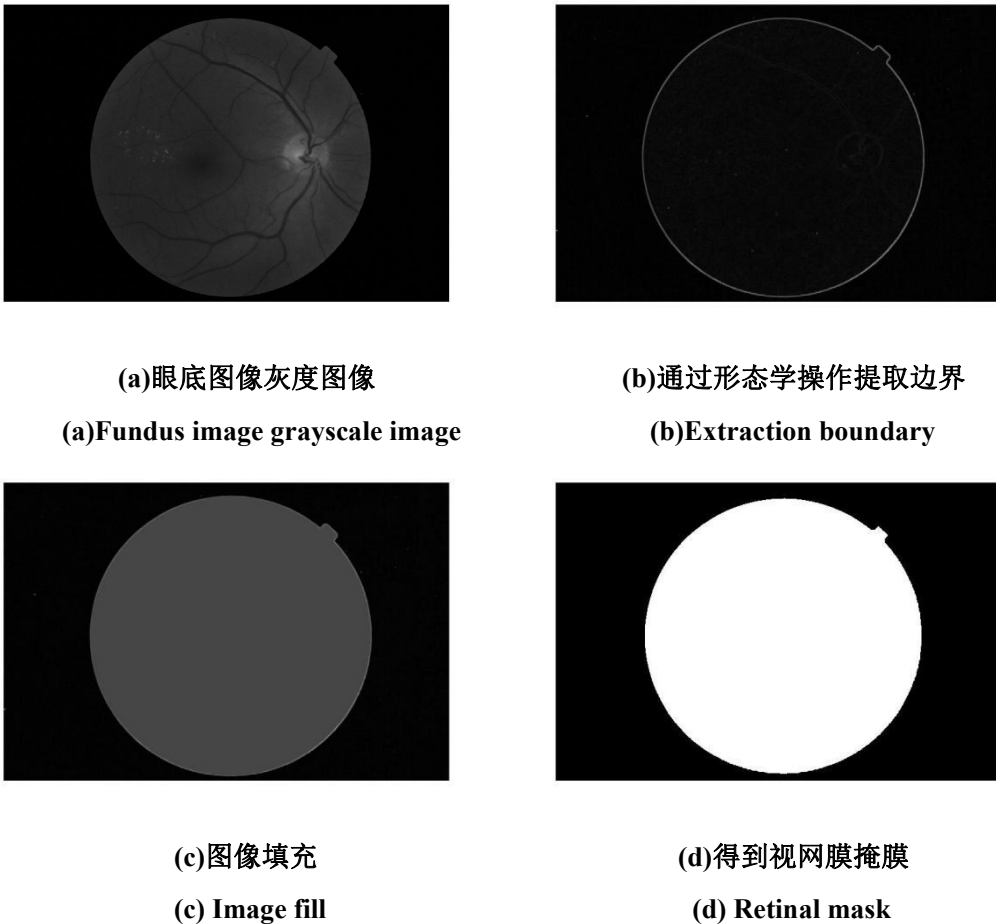


图 4-7 视网膜掩膜提取分步骤图

Fig 4-7 Retinal mask extraction step diagram

由于硬性渗出在眼底图像的  $G$  通道对比度最好，所以关于边缘特征的图像分割也在  $G$  通道进行。在图像处理中，局部方差可以近似表示其边缘特征，对眼底图像计算局部方差，并进行二值化，进行形态学修饰，去除面积过小的噪声区域，得到眼底图像强边缘强度区域图像（图 4-8）。

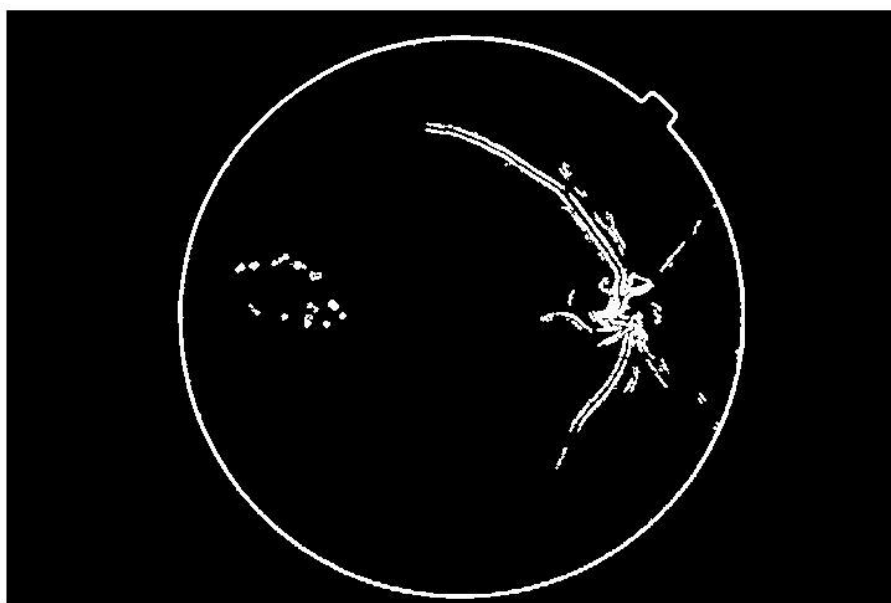


图 4-8 眼底图像高边缘强度区域图

Fig 4-8 Fundus image high edge intensity area map

如图所示，强边缘强度区域不仅包含硬性渗出区域，还包含血管区域以及视网膜边缘区域，需要在进一步的提取中剔除。

#### 4.1.3 基于图像融合的渗出物分割

图像融合是基于一定的处理方法，将多张图像融合为一张图像，且这一张图像上包含多张图像上的绝大多数特征，从而更加有利于数字图像处理与模式识别等操作。

在获得了眼底图像亮区域以及眼底图像强边缘强度区域特征后，结合上文分割得到的血管网、视盘、视网膜掩膜特征，进行图像融合得到硬性渗出分割结果（图 4-10）。

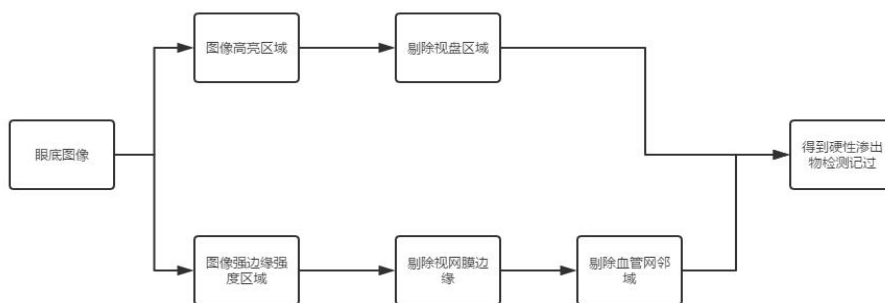


图 4-9 图像融合流程图

Fig 4-9 Image fusion flow chart

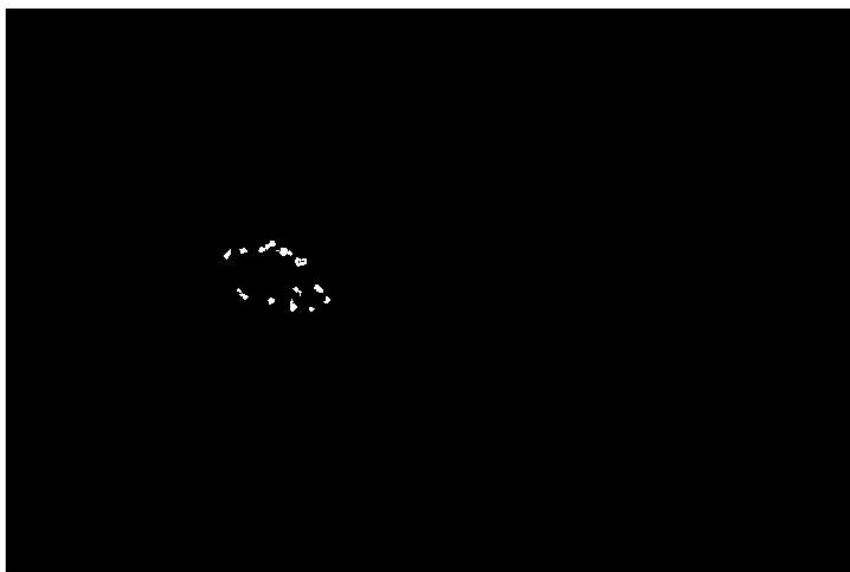


图 4-10 硬性渗出分割结果

Fig 4-10 Hard exudation segmentation result

## 4.2 渗出物识别结果的评价方法

对于硬性渗出物识别的评价方法，目前常用的有三种<sup>[39]</sup>：基于整体图像的评价方法、基于图像区域的评价方法和基于图像像素的评价方法。

基于整体图像的评价方法主要是根据是否有硬性渗出物来对整个图像是否病变进行定性判断。由于硬性渗出物一般集中出现在某一个区域，所以这种评价方法的结果一般相较其他两种方法较优。

基于图像区域的评价方法是考虑每个趋于，比较每个检出区域与参考区域的重叠率，如果重叠率超过 50%，则判断此检出区域为真阳性（TN）。

基于图像像素的评价方法是分析每个像素点，结合参考图像上的像素点信息，计算四个基本参数以及在此基础上得到个评价指标。基于像素点的统计方法关注算法是否将目标准确、有效的分割出来，适合用于新算法的验证。

在本文的研究中，硬性渗出的提取分割关注的是能否将目标快速、准确的检测出来，所以本文的评价标准采用基于图像像素的评价标准。具体选用如下几个指标：



$$\begin{aligned} sen &= \frac{TP}{TP + FN} \\ spe &= \frac{TN}{TN + FP} \\ acc &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \end{aligned} \quad (4-2)$$

上式中，sen(Sensitivity)为敏感度指标，spe(Specificity)为特异性指标，acc(Accuracy)准确率指标。另外，TP（真阳）、TN（真阴）、FP（假阳）、FN（假阴）四个概念的意义如下：

TP:病变区域被分割检测出

TN:非病变区域未被分割检测出

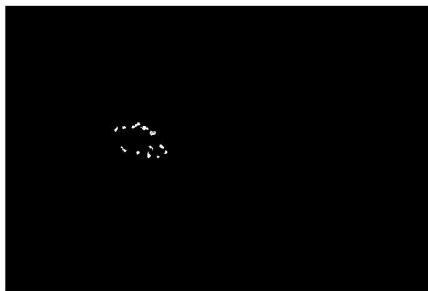
FP:非病变区域被分割检测出

FN:病变区域未被分割检测出

在这个评价体系中，敏感度、特异性和准确率三个指标的数值越大，检测方法越好。

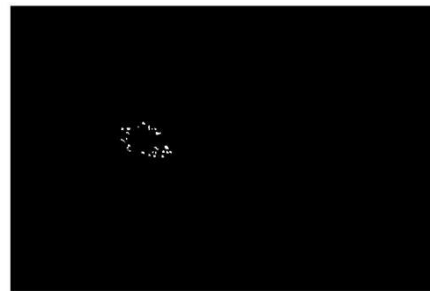
### 4.3 实验结果

本文基于 MESSIDOR 数据库上的眼底图像，随机选择糖尿病视网膜病变初期的图片作为实验样本。基于本文方法的硬性渗出物分割结果和专家分割结果如图 4-11 所示。



(a)本文算法结果

(a)Algorithm result



(b)专家分割结果

(b)Expert segmentation results

图 4-11 本文硬性渗出分割结果与专家分割结果对比

Fig 4-11 Comparison of hard exudation segmentation results and expert segmentation results

由图可知，本文算法能够有效的分割硬性渗出物，但对于微小面积的硬性渗出物不够敏感，为了进一步评估本文算法对眼底图像硬性渗出检测的性能，将本

文与其他方法相比较,通过比较得出本文算法相较于其他算法的优劣势,结果如表所示。

Maria 对于硬性渗出物的提取主要基于神经网络算法,训练集包括 50 张各个时期的眼底图像,然后使用 67 张眼底图片在分类模型上进行了测试,测试结果在基于像素的评价方法中分别得到了 100%、77.7%和 91%的敏感性、特异性和准确率。

Adarsh 在硬性渗出的提取中才使用了支持向量机,但特征选择病没有基于糖尿病视网膜病变病症特征,而是直接选取眼底图像增强后的图像特征,检测结果在敏感性和特异性上达到了 90.6%和 93.6%。

本文算法基于数字图像处理技术,结合形态学方法和图像融合,检测算法的特异性和准确率均较高,虽然相对于神经网络等机器学习算法稍微差,但在计算耗时上优势很大。

评价结果如表 4-1

表 4-1 硬性渗出物对比评价表

Table 4-1 Hard exudate comparison evaluation form

| 检测方法   | sen    | spe    | acc    | time |
|--------|--------|--------|--------|------|
| Maria  | 100%   | 77.7%  | 91.0%  | —    |
| Adarsh | 90.6%  | 93.6%  | —      | 3 分钟 |
| 本文算法   | 70.75% | 99.93% | 99.88% | 30 秒 |

#### 4.4 本章小结

本章的主要研究了对糖尿病视网膜病变中的早期病变硬性渗出的检测方,从目标区域特征出发,提出了一种基于形态学和图像融合的硬性渗出物检测方法。

1) 通过同态滤波解决了眼底图像中光照不均匀的问题,结合阈值分割实现了亮度特征区域分割;

2) 通过形态学操作获得了视网膜的掩膜图像,计算边缘强度,实现了边缘强度特征区域分割

3) 基于前面章节中视盘以及血管网的提取结果,通过图像融合得到精确的眼底图像硬性渗出物提取分割结果。

最后,利用公开数据库中的图像,对算法进行了测验。实验证明本文方法在耗时较短的情况下,可取得较好的敏感性和特异性,在临床和研究上都具有一定应用价值。

## 第 5 章 基于 SVM 支持向量机的糖尿病视网膜病变分期诊断

支持向量机是基于统计学理论和结构风险最小化原则上的机器学习方法，能够在有限的训练样本集上兼顾模型的复杂性和学习能力。SVM 因其理论完备且能较好地解决小样本上、非线性、高维空间模式识别等问题而得到广泛应用。

应用 SVM 进行分类的步骤如下<sup>[40]</sup>：

- 1、从数据中选取训练集与测试集
- 2、设定分类标准，提取合适的图像特征
- 3、训练 SVM 分类模板
- 4、对待分类图像进行分类

### 5.1 支持向量机基本原理

SVM 的基础是最优化理论，是用来处理机器学习的一种新的方式。SVM 主要是针对二分类分体，通过寻找一个最优超分平面来实现分类。

分类问题主要包括两种情况：一种是线性可分，一种是非线性可分。设计最优超平面能使得两类正确分开且使两类之间的距离最大，其方程记为：

$$w \cdot x - b = 0 \quad (5-1)$$

对其进行归一化，使得样本

$$(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\} \quad (5-2)$$

满足：

$$y_i [(w, x_i) - b] \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (5-3)$$

定义分类间隔为过两类中离分类超平面最近的样本且与超分平面平行的两条线中间的距离，间距为  $\frac{2}{\|w\|}$ 。

对于线性可分情况，给定线性可分样本集，即存在参数对  $(w, b)$ ，使得最优分类平面的两类间的间隔最大。则问题转化为：

$$\min : J(w, b, a) = \frac{1}{2} w^t w - \sum_{i=1}^N a \quad (5-4)$$

$$y_i (w_i^T x_i + b) \geq +1 \quad (5-5)$$

其中,  $a_i$  为约束的拉格朗日乘子。对上式求偏导得:

$$Q(a) = \sum_{j=1}^N a_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j \cdot y_i y_j \quad (5-6)$$

优化问题的最优解必须满足 KKT 条件。支持向量表示  $a_i$  不等于 0 所对应的样本。

$$KKT \text{ 条件: } a_i y_i (w^T x_i + b) - 1 = 0, \text{ 任意 } a_i \neq 0 \quad (5-7)$$

支持向量机实现非线性分类需要通过某种非线性映射(核函数)将输入样本向量映射到高维空间<sup>[41]</sup>, 然后在高维空间中构造最优分类超平面, 之后过程与线性分类情况类似。问题与难点主要在映射函数(核函数)的选取, 常用的映射函数如下所示, 这些函数已经被有效的应用于各个场景的非线性分类问题<sup>[42]</sup>。

$$\text{多项式核函数: } k(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q; \quad (5-8)$$

$$\text{基于径向基函数 RBF 核函数形式: } k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right); \quad (5-9)$$

$$\text{Sigmoid 核函数: } k(x, x_i) = \tanh[v(x \cdot x_i) + c] \quad (5-10)$$

## 5.2 支持向量机实现多分类

支持向量机本身是用于解决二类别分类问题, 如果要进行多类别的分类, 支持向量机实现的方法有两种: 一种是直接构造多类别分类模型, 对所有训练样本直接进行多类别的分类; 另一种是构造多个二分类分类器来实现多分类功能。虽然第一种方法比第二种方法在思路更加简单, 但是第一种方法需要求解一个巨大的多类二次规划问题, 计算复杂度大大增加, 训练时间大大加长, 不适合于本文多分类任务的实现。

## 5.3 基于 SVM 多分类的 DR 分期诊断

### 5.3.1 设置训练集与测试集

本次实验数据来源为 Indian Diabetic Retinopathy Image Dataset (IDRiD) 公共视网膜图像数据库, 其中包括近 200 张彩色眼底图像, 平均分辨率为 1000\*1500 左右。本文主要研究糖尿病视网膜病变的早期诊断, 主要是实现正常、轻度 NPDR 早期、轻度 NPDR、中度 NPDR 的分类功能, 取各个时期的眼底图像各 40 张共 160 张眼底图像, 其中 120 张用于训练数据, 40 张用于测试数据。

### 5.3.2 特征选择

本次实验中，对每张眼底图像进行硬性渗出分割提取，针对分割结果选择三个特征：数量、最大孤立病变面积、渗出物总面积。

针对糖尿病视网膜病变发病机制与分期标准：在病变前期开始出现硬性渗出，在初期呈现为边界清晰的黄白色孤立小点，随着病情的增重，会变得成群出现（数量增加），并且相互融合成为一片（最大孤立病变面积增大）（面积增加）。所以输入是一个 3 维的向量。这些数据具有不同量纲，所以在输入数据之前应该对数据进行归一化预处理。。

而眼底图像有可能是四类情况：正常、轻度 NPDR 早期、轻度 NPDR、中度 NPDR。

### 5.3.3 使用 svm 进行图像分类

混淆矩阵常用与模式识别的结果的表达。它显示了识别结果与真实类别之间的分布情况，常用作评价分类器性能。假设某分类任务共有  $N$  类，数据集  $D$  包括  $T_0$  个样本，每一类中样本数为  $T_i$  ( $i=1, \dots, N$ )。则采用分类器  $C$  的识别结果可以用以下到  $M \times N$  维混淆矩阵  $CM(C,D)$  来表示，其中  $cm_{ij}$  表示第  $i$  类模式被分类器  $C$  判断成第  $j$  类模式的数据占第  $i$  类模式样本总数的百分率；同时定义分类准确率  $P$ ，其定义如下。

$$\text{准确率}(P) = \frac{\text{正确分类的样本数量}}{\text{测试样本的总数}} \times 100\%$$

$$CM(C,D) = \begin{pmatrix} cm_{11} & cm_{12} & \cdots & cm_{1i} & \cdots & cm_{1N} \\ cm_{21} & cm_{22} & \cdots & cm_{2i} & \cdots & cm_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ cm_{i1} & cm_{i2} & \cdots & cm_{ii} & \cdots & cm_{iN} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ cm_{N1} & cm_{N2} & \cdots & cm_{Ni} & \cdots & cm_{NN} \end{pmatrix} \quad (5-11)$$

使用测试集对训练好的多分类器进行测试，测试结果如下：

表 5-1 测试集测试结果

Table 5-1 Test Set Test Result

| 图片序号      |    | 特征向量 |           | 图片类别 | 分类结果 | 分类结果判断 |
|-----------|----|------|-----------|------|------|--------|
| IDRiD_001 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_002 | 2  | 58   | 19.878799 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_003 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_004 | 4  | 58   | 17.25305  | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_005 | 31 | 153  | 213.17686 | c    | c    | ✓      |
| IDRiD_006 | 27 | 150  | 200.76859 | c    | c    | ✓      |
| IDRiD_007 | 24 | 242  | 126.40154 | c    | c    | ✓      |
| IDRiD_008 | 3  | 193  | 100.15366 | c    | c    | ✓      |
| IDRiD_009 | 4  | 77   | 16.798998 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_010 | 32 | 330  | 482.19504 | c    | d    | ✗      |
| IDRiD_011 | 5  | 63   | 47.225304 | b    | c    | ✗      |
| IDRiD_012 | 2  | 58   | 17.25305  | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_013 | 4  | 47   | 10.274644 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_014 | 17 | 434  | 335.95959 | c    | c    | ✓      |
| IDRiD_015 | 11 | 181  | 190.13255 | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_016 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_017 | 19 | 102  | 93.139702 | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_018 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_019 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_020 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_021 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_022 | 7  | 388  | 318.6745  | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_023 | 5  | 22   | 5.4324241 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_024 | 10 | 150  | 136.88152 | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_025 | 4  | 37   | 7.2463002 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_026 | 3  | 24   | 6.2345548 | b    | b    | ✓      |
| IDRiD_027 | 14 | 151  | 171.46266 | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_028 | 10 | 213  | 199.64716 | d    | c    | ✗      |
| IDRiD_029 | 0  | 0    | 0         | a    | a    | ✓      |
| IDRiD_030 | 21 | 287  | 455.33621 | d    | d    | ✓      |

|           |    |     |           |   |   |   |
|-----------|----|-----|-----------|---|---|---|
| IDRiD_031 | 22 | 294 | 497.24234 | d | d | ✓ |
| IDRiD_032 | 17 | 198 | 304.79691 | d | d | ✓ |
| IDRiD_033 | 29 | 248 | 336.02411 | d | c | ✗ |
| IDRiD_034 | 4  | 44  | 11.532503 | b | b | ✓ |
| IDRiD_035 | 39 | 934 | 872.60803 | c | c | ✓ |
| IDRiD_036 | 6  | 77  | 52.859188 | c | c | ✓ |
| IDRiD_037 | 0  | 0   | 0         | a | a | ✓ |
| IDRiD_038 | 0  | 0   | 0         | a | a | ✓ |
| IDRiD_039 | 7  | 207 | 117.4303  | c | c | ✓ |
| IDRiD_040 | 17 | 133 | 144.05103 | c | c | ✓ |

表中，特征向量三列分别为硬性渗出物病变数量、最大单病变面积和病变总面积的处理后数据；类别 a 表示为正常眼底图像，类别 b 表示为单纯型视网膜病变 I 期（轻度 NPDR 早期），类别 c 表示为单纯型视网膜病变 II 期（轻度 NPDR），类别 d 表示为单纯型视网膜病变 III 期（中度 NPDR）。

将测试结果用混淆矩阵  $CM(C,D)$  表示如下：

$$CM(C,D)=\begin{pmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 9 & 1 \\ 0 & 0 & 7 & 3 \end{pmatrix}$$

总体准确率  $P$  达到 77.5%。具体到各类别的分类情况中的准确率如下表所示：

表 5-2 各类别分类准确率

Table 5-2 Classification accuracy rate

| 阶段    | 正常   | 轻度 NPDR 早期 | 轻度 NPDR | 中度 NPDR |
|-------|------|------------|---------|---------|
| 分类准确率 | 100% | 90%        | 90%     | 30%     |

结果显示，本系统对于正常的眼底图像识别精确，可以从定性上完成糖尿病视网膜病变的诊断任务；对于轻度 NPDR 早期和轻度 NPDR 阶段，系统分类准确率较高，达到 90%，分析原因是这两个阶段中硬性渗出物是病变主要特征，并且随着病变的发展硬性渗出物同步改变。系统对于中度 NPDR 的诊断效率较低，分析原因一方面是由于在 NPDR 中期，眼底出现大面积出血特征，此时单纯考虑硬性渗出物不能够准确反映病变发展情况，另一方面，从这一阶段开始，DR

病变开始向增殖型 DR 病变发展，眼底已经出现结构性的损伤，出现更严重的病变特征，硬性渗出物开始不能作为反映病变情况的特征。综合以上实验结果可以判定，本文提出的多类别分类支持向量机可以大体满足糖尿病视网膜病变早期分期诊断的要求。

## 5.4 本章小结

本章内容主要是简述了支持向量机原理与工作基础，讨论了使用支持向量机实现多分类功能，并在糖尿病视网膜病变早期数据集上进行了训练与测试。首先基于上文的图像分割结果选择和提取特征，以及病变分期标准，基于训练集训练分类器，并在测试集上进行了测试，测试结果表明，经过训练后的多类别分类支持向量机不仅可以从定性上完成糖尿病视网膜病变的诊断，也可以大体满足糖尿病视网膜病变早期分期诊断的要求。



## 第6章 总结与展望

### 6.1 总结

随着糖尿病患者人群的不断增多,糖尿病视网膜病变已经成为导致我国失明的重要疾病之一,而及时的诊断和治疗可以有效的避免其对视力的危害。然而巨大的DR筛查压力和有限的医生资源成为难以解决的一大矛盾。因此,本文提出的对早期DR病变的检测与诊断算法具有重要的临床意义和科研价值。

本文主要针对眼底图像分割和糖尿病视网膜病变的分期诊断进行了研究,基于图像处理及机器学习算法,提出了一种基于图像处理的糖尿病视网膜病变辅助诊断算法。论文内容框架可以分为两部分,前一部分为对早期DR病变的检测,在图像预处理的基础上,快速、准确的分割提取了视盘、血管网两个眼底结构,然后综合病变灰度、边缘强度、位置信息各种特征,采用基于图像融合的硬性渗出检测算法,在公开数据库上进行实验,在耗时较短的情况下获得了较好的敏感性和特异性。后一部分为对早期DR病变的分期诊断,基于多类别分类支持向量机实现了对DR病变的早期诊断。

本文研究过程中所提出的创新性方法和成果主要有以下几点:

(1) 在眼底图像处理过程中,光照不均匀很常见且易容易干扰图像质量,本文提出了同态滤波方法,基于照射反射模型,通过对照射分量(低频)的衰减和反射分量(高频)的增强解决了这个问题。

(2) 在硬性渗出物的提取过程中,从病变本身特征出发,基于图像融合,迅速且准确的提取了病变区域。

(3) 在DR病变的分期诊断过程中,选择从病理出发提取特征而不是直接将增强图像直接输入分类器,减少计算量的同时也更有针对性和扩展性。

### 6.2 展望

本文提出的糖尿病视网膜病变检测与诊断算法,虽然能够大体上完成检测与诊断任务,但是也存在一些可以深入研究、更加完善的地方。在以下几个方面还需要做许多工作。

首先在基于病变特征进行病变分割的过程中,多次用到阈值分割,阈值分割存在着很多的局限性与不便捷性,如果可以提出一个算法,能够在每次分割时自动生成阈值,将会大大提升算法的速度与准确性。

其次,在进行病变检测的过程中,由于病理知识有限,并未找到更多硬性渗出的特征,如果有更加丰富的病理基础,可以找到病变更多的特征,理论上可以更加快速和精确地对病变区域完成分割。

最后，在基于 SVM 支持向量机对 DR 早期病变的分期诊断过程中，一方面，论文中提到的基于病理的特征提取会很有效和有针对性，另一方面，在 DR 早期，除了硬性渗出还有其他病变，如果可以提取更多病变的特征，分类器会更加快捷和准确。

## 致谢

时光匆匆如流水，转眼间研究生三年的学习生活马上就要结束了，回顾这三年的时光，我从中受益匪浅。从入学到硕士论文完稿，我得到了很多朋友与老师的关怀与帮助。在此，我要向他们表达我最诚挚的谢意！

首先，我要感谢我尊敬的导师刘建华教授，刘教授有着深厚的学识和严谨的作风。在我读研期间，刘老师给了我很多帮助，从论文选题到论文完成，无不体现着老师的心血和汗水，在数字图像处理研究过程中遇到的问题和文献整理过程中，刘老师都悉心指导，为我答疑解惑。论文初稿完成后，刘建华教授和在百忙中抽出时间对我论文认真批改，把需要修改的字句都标记出来，提出了许多修改意见，让我的论文得以顺利完成。他们的关心和教导让我铭记于心，并将激励着我。在此，再次感谢刘老师在这三年来对我无微不至的关怀和谆谆的教导，同时向刘建华教授致以我深深的谢意！

其次，我要感谢我的师兄师弟和在生活、学习中给了我无限关怀的老师。感谢师兄为我解析了实验中遇到的难题，并引导我围绕论文课题收集资料，让我少走弯路，同时，我还要感谢我的师兄师姐师弟为我答疑解惑，生活中给予的帮助。也感谢这三年对我细心教导的老师，是他们让我获得了更多知识，是我能够更快的成长，提升自身的价值。

最后，我要感谢我的家人、朋友，是他们的支持和关心给了我安心研究撰写论文的环境，感谢他们无微不至的关心和鼓励，让我克服种种困难。同时，感谢我同寝室的兄弟，是他们为我提供了轻松优越的学习和作息环境，让我每天都以饱满的精神开始学习。同时，感谢参与我论文答辩与评阅的老师们！



## 参考文献

- [1] 单玲玉. 糖尿病视网膜病变图像的血管提取方法研究[D]. 武汉工程大学, 2015.
- [2] 张磊. 眼底硬性渗出物自动检测系统的研究与实现[D]. 哈尔滨工业大学, 2017..
- [3] 闫军朝. 基于多特征标记的分水岭分割算法的研究[D]. 东华理工大学, 2015.
- [4] Sinthanayothin C, Boyce JF, Cook HL, et al Automated localisation of the optic disc, fovea, and retinal blood vessels from digital colour fundus images British Journal of Ophthalmology 1999;83:902-910.
- [5] 张国民. 眼底图像中视盘检测相关技术研究[D]. 兰州大学, 2017.
- [6] 赵晓芳, 林土胜, 李碧. 视网膜图像中视盘的快速自动定位方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2011, 39(02): 71-75+80.
- [7] Hoover A . Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels[J]. IEEE Trans. Med. Imag. 2003, 22(8):951-958.
- [8] 赵圆圆. 病变眼底图像高效高精度视盘定位与分割[D]. 湘潭大学, 2014.
- [9] Chaudhuri S , Chatterjee S , Katz N , et al. Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1989, 8(3):263-269.
- [10] Hoover A D , Kouznetsova V , Goldbaum M . Locating Blood Vessels in Retinal Images by Piecewise Threshold Probing of a Matched Filter Response[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(3):203-210.
- [11] Staal J , Abramoff, M.D, Niemeijer M , et al. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(4):501-509.
- [12] 邓帅飞. 彩色眼底图像视网膜血管分割算法的研究[D]. 广西师范大学, 2017..
- [13] An Ensemble Classification-Based Approach Applied to Retinal Blood Vessel Segmentation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(9):2538-2548.
- [14] 孟宪静. 血管类图像分割与识别方法研究[D]. 山东大学, 2016.
- [15] 马秀丽. 视网膜血管自动分割方法研究[D]. 沈阳工业大学, 2017.
- [16] Fraz M M , Barman S A , Remagnino P , et al. An approach to localize the retinal blood vessels using bit planes and centerline detection[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2012, 108(2):600-616.
- [17] Reza A W , Eswaran C , Hati S . Automatic Tracing of Optic Disc and Exudates from Color Fundus Images Using Fixed and Variable Thresholds[J]. Journal of

- Medical Systems, 2009, 33(1):73-80.
- [18] BASHA S S, PRASAD K S, BASHA S S, et al. Automatic Detection of Hard Exudates in Diabetic Retinopathy Using Morphological Segmentation and Fuzzy Logic[J]. International Journal of Computer Science & Network Security, 2008, 8(12): 211-218.
- [19] Fleming A D, Philip S, Goatman K A, et al. Automated detection of exudates for diabetic retinopathy screening[J]. Physics in Medicine and Biology, 2007, 52(24):7385-7396.
- [20] Sopharak A, Uyyanonvara B, Barman S, et al. Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008, 32(8):720-727.
- [21] SOPHARAK A, UYYANONVARA B, BARMAN S, et al. Fine exudate detection using morphological reconstruction enhancement[J]. International Journal of Applied Biomedical Engineering, 2010, 1(1): 45-50.
- [22] AlNuaimy, Jaafar, Nandi. Automated detection of exudates in retinal images using a split-and-merge algorithm[C]// European Signal Processing Conference. IEEE, 2015.
- [23] RAMASWAMY M, ANITHA D, KUPPAMAL S P, et al. A study and comparison of automated techniques for exudate detection using digital fundus images of human eye: a review for early identification of diabetic retinopathy[J]. Int J Comput Technol Appl, 2011, 2(5): 1503-1516.
- [24] Massey E, Hunter A, Lowell J, et al. A robust lesion boundary segmentation algorithm using level set methods[J]. Ifmbe Proceedings, 2009, 25(11):304-307.
- [25] Mitra S K, Lee T W, Goldbaum M. A Bayesian network based sequential inference for diagnosis of diseases from retinal images[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(4):459-470.
- [26] Siddalingaswamy P, Prabhu G K. Automated Detection of Optic Disc and Exudates in Retinal Images[M]// 13th International Conference on Biomedical Engineering. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [27] Niemeijer M, Van Ginneken B, Russell S R, et al. Automated Detection and Differentiation of Drusen, Exudates, and Cotton-Wool Spots in Digital Color Fundus Photographs for Diabetic Retinopathy Diagnosis[J]. Investigative Ophthalmology & Visual Science, 2007, 48(5):2260.
- [28] Clara I. Sánchez, Hornero R, María I. López, et al. A novel automatic image

- processing algorithm for detection of hard exudates based on retinal image analysis[J]. Medical Engineering & Physics, 2008, 30(3):350-357.
- [29]高玮玮,沈建新,程武山,王明红,左晶.基于改进的模糊 C-均值聚类算法及支持向量机的眼底图像中硬性渗出检测方法[J].北京生物医学工程,2017,36(04):331-337.
- [30]Schaefer G , Leung E . Neural networks for exudate detection in retinal images.[C]// International Conference on Advances in Visual Computing. Springer-Verlag, 2007.
- [31]Sopharak A , Uyyanonvara B , Barman S . Automatic Exudate Detection from Non-dilated Diabetic Retinopathy Retinal Images Using Fuzzy C-means Clustering[J]. Sensors, 2009, 9(3):2148-2161.
- [32]María García, Clara I. Sánchez, Jesús Poza, et al. Detection of Hard Exudates in Retinal Images Using a Radial Basis Function Classifier[J].Annals of Biomedical Engineering, 2009, 37(7):1448-1463.
- [33]Priya R , Aruna P . SVM and Neural Network based Diagnosis of Diabetic Retinopathy[J]. International Journal of Computer Applications,2012, 41(1):6-12.
- [34]R. P , P. A . Review of automated diagnosis of diabetic retinopathy using the support vector machine. International Journal of Applied Engineering Research (0976-4259, 2011)
- [35]Priya R , Aruna P . SVM and Neural Network based Diagnosis of Diabetic R Retinopathy[J]. International Journal of Computer Applications, 2012,41(1):6-12.
- [36]刘建华,王建伟.基于图像处理的CT图像肝癌诊断技术研究[J].清华大学学报(自然科学版), 2014(7):917-923.
- [37]陈洁,李其斌,杜亨,et al. 数学形态学在图像分割中的应用研究[J].计算机光盘软件与应用, 2013(19):303-303.
- [38]潘燕红. 基于监督分类的糖尿病视网膜病变检测方法的研究[D]. 2014.
- [39]车辉. 一种基于眼底图像的视网膜血管三维重建方法[D]. 吉林大学, 2007.
- [40]王陈飞,肖诗斌. 基于 SVM 的图像分类研究[J]. 计算机与数字工程, 2006, 34(8):74-76.
- [41]张涛,段淑敏.支持向量机在中医疾病症候诊断中的应用[J].华北水利水电学院学报,2007(03):55-56.
- [42]黄奇瑞.基于 FCM 和 SVM 的 TM 遥感影像自动分类算法[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2015,36(04):84-88.

- [43]罗院生. 从视网膜图像到糖尿病视网膜病变诊断[D].电子科技大学,2017.
- [44]戴百生. 基于彩色视网膜图像的眼底病相关目标检测方法研究[D].哈尔滨工业大学,2016.
- [45]马文俊. 基于机器学习的糖尿病视网膜病变分级研究[D].哈尔滨工程大学,2017.
- [46]张德彪. 基于深度学习的糖尿病视网膜病变分类和病变检测方法的研究[D].哈尔滨工业大学,2017.
- [47]段彦华. 眼底图像中视杯分割和硬性渗出物检测算法研究[D].北京工业大学,2016.
- [48]白冰. 基于数字图像的II型糖尿病眼底血管病变检测研究[D].沈阳工业大学,2015.
- [49]彭英辉. 糖尿病性视网膜病变眼底图像微脉瘤检测[D].湘潭大学,2013.
- [50]杜雨峰. 基于眼底图像的糖尿病视网膜病变检测系统研究[D].华侨大学,2016.
- [51]Prasanna P , Shubham J , Neelakshi B , et al. Decision Support System for Detection of Diabetic Retinopathy Using Smartphones[C]// International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), 2013.
- [52]Marin D, Aquino A, Gegundezarias M E, et al. A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features.[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(1):146.