

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题 目： 面向青光眼计算机辅助诊断的
眼部 OCT 图像质量评价研究

研 究 生 陆晓娟

专 业 控制理论与控制工程

指导教师 范影乐 教授

完成日期 2015 年 3 月

杭州电子科技大学硕士学位论文

面向青光眼计算机辅助诊断的眼部
OCT 图像质量评价研究

研究生： 陆晓娟

指导教师： 范影乐 教授

2015 年 3 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University
for the Degree of Master

Ocular OCT Image Quality Assessment for Computer Aided Diagnosis of Glaucoma

Candidate: Lu Xiaojuan

Supervisor: Prof. Fan Yingle

March, 2015

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署名单位仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期： 年 月 日

指导教师签名： 日期： 年 月 日

摘要

青光眼是全球三大致盲性眼病之一，其对人眼一旦产生不可逆转的伤害时，将最终导致失明。虽然此类眼病引起的视功能损伤是不可逆的，但如果及早发现并积极治疗，大部分患者仍可终生维持视觉功能。因此，青光眼的早期发现、早期诊断和早期治疗显得尤为重要。光学相干断层扫描(Optical Coherence Tomography, OCT)作为一种眼科成像手段，其具有的非接触性、高分辨率、快速成像等特点决定了该技术在眼科领域的重要地位。但是一方面鉴于该方法的相干成像原理，OCT 图像必定会受到噪声影响，导致图像清晰度下降，最终影响医生对病症临床诊断的准确率和效率。另一方面眼部 OCT 图像作为一种海量数据，如果根据医生临床经验进行图像质量的有效性筛选，评价过程将具有明显的主观性和低效性。因此通过计算机自动筛选清晰有效的 OCT 图像，将能够显著降低医生的误诊率和工作强度。本文正是在这样的背景下，展开了对眼部 OCT 图像质量评价的研究。

针对现有的图像质量评价方法与人的主观感受相悖问题，论文中首先提出了一种基于人眼视觉视觉系统(Human Visual System, HVS)的前房角 OCT 图像质量评价方法；其次，针对传统图像质量评价指标单一，忽视图像结构信息这一问题，本文引入了另一个评价指标，即分形维数，并对这一指标的计算作了改进；在此基础上，考虑到单一分形维数评价的不足，又引入复杂性测度作为评价补偿。论文的主要内容分为以下几个部分：

- (1) 提出了一种基于 HVS 的前房角 OCT 图像质量评价方法。通过将传统的图像质量评价指标，包括对比度、模糊度和信噪比，与人眼视觉系统特性中的感兴趣作用原理、灰度敏感特性以及对比度敏感曲线相结合建立模型，同时由医生制定前房角 OCT 图像质量评价标准并给出相应的得分，最后将三参数与主观得分进行线性拟合，得到客观评价模型。实验结果表明，加入了人眼视觉特性后的评价方法与主观结果更为一致。
- (2) 考虑到传统质量评价指标单一，忽略图像结构信息的问题，从非线性角度引入了分形维数评价指标，从局部与全局相似性角度对图像质量进行评价。文中针对传统分形维数计算时只考虑图像像素点灰度极值，忽略中间灰度级像素点的不足进行了改进，实验结果表明其改进方法在普通场景图像质量评价中有一定的提高，并将这一改进方法运用到视网膜 OCT 图像中，由医生给出该类 OCT 图像质量的主观评价标准以及每幅实验图像的得分，在此类图像上的实验结果表明，改进后的分形维数评价效果同样优于未改进的评价方法。
- (3) 在单一分形维数评价的基础上，考虑到分形维数作为一种局部统计特征，无法反映图像纹

理特征，而复杂性测度认为真正的复杂信号是介于规律和随机之间的信号，对于二维图像，正是这些类似纹理细节体现了图像质量的重要方面，因此，又引入了复杂性测度这一评价指标，同时利用 PCA 降维方法建立了双参数评价模型，实验结果表明，提出的评价方法效果不仅优于传统 OCT 图像质量评价方法，而且也比单一的改进后分形维数评价效果好，与主观最为一致。

关键词：图像质量评价，人眼视觉系统，分形维数，复杂性测度

ABSTRACT

Glaucoma is one of the three worldwide eye diseases. If the eyes are damaged irreversibly, it will eventually lead to blindness. But if this disease can be detected early and treated properly, most patients still maintain visual function in a lifetime. Therefore, glaucoma's early detection, early diagnosis and early treatment are very important. Optical coherence tomography (OCT) is a new imaging mean in the field of ophthalmology with non-contact, high-resolution, fast-imaging and other characteristics. However, on the one hand, the OCT images are inevitably affected by speckle noise due to coherent imaging. The decline of the sharpness of an image will have some impact on the diagnostic accuracy and efficiency. On the other hand, the eye OCT image is a massive data. If the selection of clear images is based on doctors' clinical experience, the assessment process will be obviously subjective and inefficiencies. So selecting clear and effective OCT images through computer automatically can reduce the rate of misdiagnosis and doctors' working strength significantly. This paper researches on the assessment of eye OCT image based on the background.

For existing image quality evaluations are not consistent with people's subjective feeling, a new assessment of anterior chamber OCT image based on the human visual system (HVS) is proposed in this paper. The fractal dimension is introduced because traditional image quality assessments are single and usually ignore image structure. And the calculation of this index is improved. On this basis, considering the lack of the assessment by a single fractal dimension, the complexity is introduced for compensation. The main work in this paper is divided into the following sections:

- (1) An anterior chamber OCT image assessment based on the HVS is proposed. The traditional quality assessments including contrast, ambiguity and signal to noise ratio (SNR) are combined with HVS characteristics, like visual interest, gray sensitive, contrast sensitivity function and other characteristics. Simultaneously, subjective evaluation criterion is drawn up by a doctor and image scores are given. Finally linear fitting is done between the three indexes and the subjective scores. The experimental results show that the method based on HVS characteristics is more consistent with the subjective scores than traditional means.
- (2) Considering the traditional quality assessment is too single and ignore the image structure information, the fractal dimension is introduced. It evaluates the images from the similarity between the local and global. The traditional calculation of fractal dimension only considers the

gray extremes of image pixel and ignores the intermediate gray level. It is improved because of its disadvantage. The results show that the improved method has certain enhancement in ordinary images. Then the improved method is applied to the retinal OCT image. The corresponding subjective standard is created and image scores are given by a doctor. The results show that the improved mean is better than before when used in the OCT image.

- (3) Considering the fractal dimension can't reflect the image texture feature as a local statistical characteristic. While the complexity measure thinks that the real mixed signal is between regular signal and random signal. The similar texture is very important for image quality. Consequently, the complexity measure is introduced based on the single fractal dimension assessment. PCA dimensionality reduction is used for establishing a double parameter model. The experimental results indicate that the raised quality assessment is not only superior to traditional methods, but also better than the single improved fractal dimension. It is the most consistent with the subjective scores.

Keywords: image quality assessment, human visual system, fractal dimension, complexity measure

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究目的与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 本文主要工作及创新点	4
1.4 论文的组织结构	5
第 2 章 图像质量评价方法概述	6
2.1 主观图像质量评价	6
2.2 客观图像质量评价	6
2.2.1 有参考图像质量评价	7
2.2.2 无参考图像质量评价	7
2.3 客观图像质量评价算法的性能指标	8
2.4 本章小结	9
第 3 章 基于视觉感知特性的前房角 OCT 图像质量评价	10
3.1 人眼视觉特性概述	10
3.1.1 人眼视觉感兴趣特性	10
3.1.2 对比度敏感函数	11
3.1.3 灰度敏感特性	11
3.2 前房角 OCT 图像特点	12
3.3 前房角 OCT 图像感兴趣区域定位	14
3.3.1 前房角 OCT 图像预处理	14
3.3.2 前房角 ROI 定位	14
3.4 客观评价参数	16
3.4.1 基于 HVS 的对比度计算	16
3.4.2 基于 HVS 的模糊度计算	17
3.4.3 基于 HVS 的信噪比计算	18

3.4.4 HCBS 模型	19
3.5 评价过程及结果分析	19
3.5.1 主观评价标准	19
3.5.2 评价过程	20
3.5.3 实验结果分析	20
3.6 本章小结	24
第 4 章 基于改进分形维数的视网膜 OCT 图像质量评价研究	26
4.1 分形维数基本原理	26
4.2 改进的分形维数计算方法	26
4.3 普通图像质量评价方案及结果分析	27
4.4 视网膜 OCT 图像质量评价过程及结果分析	31
4.4.1 视网膜 OCT 图像主观评价标准	31
4.4.2 评价过程及结果分析	32
4.5 本章小结	35
第 5 章 基于非线性特征描述的视网膜 OCT 图像质量评价	36
5.1 二维 C0 复杂度	36
5.2 基于主成分分析的 FC 评价模型	37
5.3 评价过程及结果分析	38
5.4 本章小结	43
第 6 章 总结与展望	44
6.1 总结	44
6.2 展望	45
致谢	46
参考文献	47
附 录	51

第 1 章 绪论

1.1 研究目的与意义

青光眼是目前人类致盲的主要眼病之一，病理为眼内压长期呈现间断性或持续性升高，从而导致视觉神经受损以及视功能缺损^[1]。如不及时治疗，持续的眼内高压将使视觉各功能下降，待眼球各组织受到不可逆转的伤害时就有可能造成失明。对于青光眼这一类的眼病，我国大概有 1000 多万患者，这一统计数据远远超过原先预测，因此，对于此类眼病的诊断治疗迫在眉睫。

目前青光眼的诊断主要依赖于有经验的医生进行检查，这种依靠人工判断病症的方式存在着很多不足之处。比如具有主观性、诊断效率低下、专业技能要求高等。随着科学技术的发展，医学检测手段也不断丰富，众所周知，许多病症的诊断可以借助于医学设备进行成像，根据医学影像判断病症，同样地，对于青光眼的诊断也可通过医学影像设备对眼部组织进行成像观察。常用的眼科影像设备有眼超声检查^[2, 3]、CT 扫描^[4]和共焦激光扫描检眼镜^[5]等。其中，眼超声检查需要将眼部浸入水浴中，然后将使载有高频声波探头与眼部进行直接接触使信号进入眼内，并将从眼内生物结构反射回来的声波信号作电信号转化，最终进行图像重构，从而显示完整的眼部图像，这一检查手段有许多缺点，如给受检者带来不适、有可能导致眼部擦伤和感染、对操作者的专业技术要求高、成像时由于眼压过高引起图像伪影等；CT 扫描是通过 X 光线成像的，其在发射过程中有一部分会被人体组织所吸收并长期积存在人体内部不易排除，若短时间内多次或长期接受这一光线的照射将会对人体健康带来严重伤害，在成像过程中，病人的活动也将导致图像采集的不完整性或发生影像重叠现象，在对 CT 扫描射线吸收较大的结构成像时，会产生十分明显的伪影假象，进而影响病变部位的观察；而共焦激光检眼镜虽然对青光眼的早期诊断、病情分析以及治愈后的监测均具有十分重要的参考价值，但是该成像技术没有校正人眼固有的像素差，对成像分辨率的提高有一定的限制。因此，需要一种新型的眼部成像技术克服这些缺点构建清晰的图像。

OCT 是一种近年来发展迅速的新型成像技术，其主要利用近红外弱相干光工作的，首先将该光线打到待检测组织表面，然后根据光的相干特性，对从生物体组织表面反射回来的光强进行测量，最终得到层析图像。与其他医学成像系统相比，OCT 具有很大的优势。医用超声成像和 CT 扫描技术由于分辨率不够，无法用于微观形态组织成像，而共焦显微镜虽然与 OCT 技术类似，但是穿过生物组织的深度不如 OCT，缺少毫米级的穿透能力^[6]。OCT 因其非侵入性、非

接触性、快速成像和高分辨率等特点而被广泛应用于医学临床领域。

然而，由于 OCT 技术是基于弱相干干涉学理论发展起来的^[7, 8]，与其他相干成像技术类似，其成像必定也受到斑点噪声的影响，导致清晰度有所下降，图像不清晰将很难察觉出生物体间的细微不同，而最终导致对病症的误判或误诊。OCT 图像质量与病症判断的准确率成正比，因此在进行临床诊断前，OCT 图像质量评估对自动筛选有效的医用图像有着重要的意义。

1.2 国内外研究现状

OCT 作为一种新型成像技术特别适用于眼科领域，这是因为眼睛内部是由一系列透光组织组成，如角膜、巩膜、虹膜、房水、晶状体、玻璃体等，这些组织为光学探测提供了一条天然通道。1987 年 Takada 等首次提出光学低相干干涉测量法^[9]研究出的光学相干反射计为 OCT 的出现提供了理论和技术基础。1991 年，OCT 技术开始进入眼科学领域；1995 年以前，Puliafito 等^[10]对 OCT 技术作了进一步研究，并对该技术测量的生物组织参数用于医学领域的初步应用。经过多年改进，OCT 技术在医学成像方面不断发展，眼内组织的透光特性决定了该项技术在眼部成像方面具有不可替代的优越性。近年来，OCT 已经不断进步创新，从第一代采用时域扫描方式的 TD-OCT 的出现，到由于其局限性而被第二代 OCT 取代，直至目前的第 4 代频域扫描 FD-OCT 的出现。目前的 OCT4 采用频域扫描方式，相对于最早一代，其在扫描速度和分辨率方面都有显著提高，OCT4 的速度能够是 TD-OCT 的十倍到百倍^[11, 12]。

然而，由于 OCT 技术的相干特性，其成像无法消除斑点噪声而导致图像清晰度的下降，为了提高诊断效率，诊断前的图像质量评价显得尤为重要。近年来，涌现出大量关于图像质量评价的研究成果。客观图像质量评价方法一般可以三大类，包括全参考、部分参考和无参考。其中全参考大多是对均方误差(Mean Squared Error, MSE)^[13]和峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)^[14]的改进。1974 年，Mannos 和 Sakrison^[15]首次将人类视觉系统(Human Visual System, HVS)特性运用到图像质量评价中，采用一个与现今使用较多的对比度敏感函数(Contrast Sensitivity Function, CSF)相近的敏感度表达式对灰度图像进行评价，为 HVS 理论相关的图像质量评价提供了崭新的思路。其后，这一理论相关的方法不断涌现，Bradley 提出的可视化差分预测(Visible Different Predictor, VDP)^[16]模型和 LuBin 提出的可视化差异(Visual Discrimination Mode, VDM)^[17]的方法虽然在性能上较之 MSE 有所提升，但是其算法步骤及运算过程均较为复杂，不宜用于实际应用中。信息论角度出发有信息保真度准则^[18]和视觉信息保真度^[19]等方法，其主要思想是根据自然场景统计模型，以图像信号的概率量对图像中所包含的视觉信息进行量化。目前基于全参考的研究成果已经很多，但是由于全参考图像质量评价需要提供原始图像的所有信息，局限性较大，对全参考图像质量评价方法在实际应用中的场合有诸多

限制。当具有原始图像部分特征信息时就可以采用部分质量评价，其应用范围比全参考方法广，因而逐渐受到研究人员的关注，特别是在视频传输领域。其中最具代表性的有 Wang Zhou 等人提出的基于小波变换的自然场景统计模型方法^[20]，该方法计算原始图像与待测试图像各子带边缘分布之间的 K-L 距离，将这一结果作为待测试图像的质量评价指标；此外，文献^[21]提出一种基于添加水印的图像评价方法，该方法利用信息隐藏技术将数字水印嵌入到原始图像或视频中，在接收端重新提取水印信息作为参考指标。全参考和部分参考方法均需要原始图像信息才能进行图像质量评价，而在许多实际场合中，往往没有原始图像作为参考或者原始图像信息很难提取，此时无参考图像质量评价就体现出它的优势。虽然目前还没有无参考评价的“金”指标，但是许多无参考评价的科研成果仍然能作为图像质量的一种重要参考指标。而本文中所研究的 OCT 图像由于其从人体不同部位直接获取成像，并没有原始图像可作参考，因而只能采用无参考评价方法。OCT 图像质量评价的常用指标有对比度噪声比(Contrast to Noise Ratio, CNR)^[22]和 PSNR^[23]等。2006 年 Stein 等^[24]提出一个新的参数，即质量参数(Quality Index, QI)，对 OCT 图像进行质量评价，并与 SNR 和信号强度(Signal Strength, SS)这两个参数的评价结果作比较，实验证明 QI 相比于 SNR 和 SS，与主观评价更为一致。随后 2008 年，Petter^[25]等人提出一种基于直方图矩阵提取 OCT 图像特征，并利用支持向量机对提取的样本特征进行训练的方法，对 OCT 图像进行局部质量评价，该方法能大大提高病症的诊断效率，是一种提高医学图像精度处理的算法。2009 年 Liu 等人^[26]提出了信号方差(Signal Deviation, SD)对 FD-OCT 图像质量进行评价，其对于质量极好与极差的分类效果比 SNR 和 SS 好。Huang 等人^[27]提出最大组织对比度指数(Maximum Tissue Contrast Index, mTCI)，建立一个能够将 OCT 图像中前景和背景分离出来的强度直方图分解模型，对视网膜 OCT 图像信号作质量评价。Santanu 等人^[28]提出了 5 个 OCT 图像质量评价指标，包括：(1)MSE，用于比较图像处理前后的质量变化；(2)Minkowski 矩阵，用于计算原始图像与失真图像间的一个广义误差范数；(3)SNR，用于估计处理前后图像间的信号噪声分量差异；(4)通用质量参数，从失真图像的三个因素出发对图像进行评价，即相关损失、亮度失真以及对对比度变化；(5)结构相似度，从图像结构的角度进行评价。Wu 等人^[29]在 OCT 图像质量评估方面提出了利用噪声方差(Noise Variance, NV)、边缘扩散度(Spread of Edges, SE)和 CNR 对视网膜 OCT 图像进行客观评价，其实验结果表明对于噪声而言，客观与主观评估结果具有较高的一致性，但受到人类视觉系统中可辨别的最小模糊度阈值所影响，客观评价中用于评估模糊度的边缘扩散度与主观评价结果存在不一致性。

随着对图像质量评价研究的不断深入，越来越多的评价指标被提出和被完善。有些研究者们开始尝试将普通场景图像上有效的质量评价指标运用于其他图像质量评价中，如遥感图像、CT 扫描图像、OCT 图像等。在 OCT 图像质量评价中，大多数方法均是基于噪声和像素的，忽

略了人的主观感受以及医学临床应用，眼科 OCT 图像质量评价作为整个青光眼计算机辅助诊断系统中最为基础的一个环节，要结合实际，符合医生诊断时对 OCT 图像质量的主观感受。

1.3 本文主要工作及创新点

有效的 OCT 图像质量评价可以提高整个计算机辅助诊断系统的性能与效率。研究人员对常规图像的质量评价已经做了大量的工作，但都忽略了 OCT 图像的质量评价，致使目前这方面的研究成果很少。部分研究人员也提出了一些 OCT 图像质量客观评价方法，但其结果往往很难与人的主观感受相符合。目前 OCT 图像质量评价主要存在的问题有：(1)传统的 OCT 图像质量评价方法单纯从图像梯度和噪声等方面对图像质量评价，一方面忽略了 OCT 图像本身特点及其实际应用中图像主要结构信息分布，另一方面忽略了人眼的主观感受，没有将客观模型与人眼视觉特性相结合；(2)大多数 OCT 图像质量评价的方法均采用实现简单、执行效率高的传统算法，或是在此基础上对这些简单算法的改进，但仍存在忽略图像结构特征，难与主观感受相一致的问题，且大多图像质量评价的指标较为单一。

为了获得与人的主观感受相一致的 OCT 图像质量客观评价，本文将从上述两个问题出发进行更为深入的研究，并从以下几个方面提出创新性的研究：

- (1) 本文充分考虑人的主观感受，提出了一种基于 HVS 的前房角 OCT 图像质量评价方法。针对信噪比、模糊度和对比度三个影响 OCT 图像质量的因子，结合人类视觉系统中的感兴趣作用原理、对比度敏感特性、灰度敏感特性等建立模型。为了衡量模型性能，文中由医生对前房角的关注区域制定主观标准并给出实验图像得分。在对前房角 OCT 图像评价前，需要对图像本身特点分析，确定医生对前房角 OCT 图像的感兴趣区域，这是因为医生诊断青光眼的解剖特征信息都集中在该区域，这一区域的图像质量对整幅图像质量起了决定性作用。最后将医生给出的得分与本文模型的结果作对比，验证了客观评价参数的有效性。
- (2) 基于改进分形维数的视网膜 OCT 图像质量评价。该研究主要从非线性特征描述图像质量，摒弃了传统方法忽略图像结构特征的局限性，提出了基于分形维数这一评价指标，从局部与全局相似性的角度来对图像质量进行评价，但是它在计算盒子数的时候通常只利用了图像灰度级的局部极值，必须考虑到：(1)这些数值很容易受到噪声的干扰或冲击；(2)图像细节更多的分布在灰度级的中间区域。因此本文对这一指标进行改进，增加了灰度级中间区域对整幅图像的贡献，并与现有的图片数据库中的主观评分作对比，证明改进方法的可行性，并进一步将该种改进方法用于视网膜 OCT 图像质量评价中，同时由医生制定视网膜 OCT 图像的主观评价标准，医生根据评价标准给出图像得分用于客观评价的参考标准，验证其在 OCT 图像质量评价中也同样有一定改善效果。

- (3) 基于非线性特征描述的视网膜 OCT 图像质量评价。该研究在上述改进分形维数的基础上，引入另一二维 C0 复杂性测度指标，针对分形维数作为局部统计特征，无法反映图像纹理结构这一缺点进行补偿，并将这两个联合特征分量得到的结果利用 PCA 方法对进行降维处理，最终得到客观评价值。将客观评价值与医生的主观评分作比较，证明了该方法的有效性，进一步结合实际临床应用中的图像要求，实现对 OCT 图像质量的准确分类。

1.4 论文的组织结构

本文的章节内容如下：

第一章绪论，首先介绍了青光眼相关内容、眼科影像成像方式的对比以及 OCT 图像质量评价的意义等；其次对 OCT 图像质量评价的国内外现状作了概述；给出了本文的主要工作以及创新点；最后介绍了论文各章节的组织结构。

第二章介绍了一些概述性知识，首先介绍了主观图像质量评价方法，然后分别从图像有无参考角度分别介绍了两类评价方法，其中有参考方法介绍了最基本的两种即 MES 和 PSNR，无参考方法介绍了 SS 和 SNR。另外，本章还介绍了衡量客观评价系统性能的三个指标来证明客观评价的有效性。

第三章首先对前房角 OCT 图像进行预处理，确定医生对该类图像的感兴趣区域；然后提出了一种基于 HVS 的前房角 OCT 图像质量评价方法，该算法将 HVS 的部分特性与传统图像质量评价参数相结合建立对前房角 OCT 图像的有效评价，并由医生制定主观评价标准给出图像得分；最后将实验结果与主观评价相比较，证明该模型的有效性。

第四章对视网膜 OCT 图像进行评价，引入一个新的参数，提出了基于改进分形维数的视网膜 OCT 图像质量评价方法，对传统差分盒维数计算方法进行改进，并与现有图片数据库中的主观评分相比较，与未改进的分形维数评价结果作比较，体现该方法的有效性与优势，并将进一步将该种改进方法用于视网膜 OCT 图像质量评价中，同时由医生制定视网膜 OCT 图像的主观评价标准并给出相应的得分，以医生的主观评价结果为参照标准，验证了其在 OCT 图像中同样有所提高。

第五章在第四章的基础上，又引入了一个新的评价指标，即二维 C0 复杂性测度，从非线性角度对视网膜 OCT 图像质量进行评价，并将提出的评价方法与传统评价方法和上一章方法相对比，证明了该方法更优越，进而结合实际应用，对图像进行分类，并对比几种方法分类的准确率，以证明该方法具有的优越性。

第六章总结和展望。对全文工作进行总结，并根据论文中存在的不足，对下一步的研究工作做展望。

第 2 章 图像质量评价方法概述

一般而言，质量越好的 OCT 图像包含的解剖细节特征越多，更能让医生提取有用的信息用于疾病诊断。因此，当 OCT 图像采集完成后，为了提高医生诊断效率以及正确率，可以先对这些图像进行质量评价，将质量较好的图像筛选出来。目前，对于 OCT 图像质量评价的研究较少，而对于普通图像质量评价研究成果颇多。由于受到图像质量评价应用的限制，目前大多数方法均集中于有参考的图像质量评价中，对于图像的质量目前并没有统一的理论及标准的衡量机制。在介绍本文方法前，先大致介绍一些图像质量评价的相关理论。

2.1 主观图像质量评价

图像质量评价一般有主客观两种方法。主观评价方法是指就是让参与者按指定的标准，做出主观判断，并将所有参与评价者给出的得分进行加权平均，最终得到的值即为主观质量评价得分。然而，在评价过程中，同一幅图像，不同的观察者受到评价环境、自身认知、经验以及审美观等因素导致评价结果差别很大，因此这种方法具有很大的不确定性，而且评价过程也耗时耗力。只有当观察者数量足够多，并且经过同样训练后得到的结果通常才可以作为具有参考价值的准确值。主观评价作为其他评价方法的参考标准，有着十分重要的研究意义和参考价值。

主观评价是由多个观察者打分，其计算方法如下：

$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i S_i \quad (2.1)$$

其中， S_i 表示每个观察者评价图像质量的得分， λ_i 表示加权值， N 表示参与评价的观察者数量。

尽管主观评价能对图像进行很好的评价，但是这种方法不但成本高、费时费力，而且不适用于实时系统，受到诸多限制，因此亟需寻求一种合适的客观评价系统来更准确的预测图像质量^[39]。

2.2 客观图像质量评价

客观图像质量评价根据是否有参考图像又可分为：全参考^[30, 31]、部分参考和无参考^[32] 图像质量评价。全参考是指具有原始图像全部信息参考情况下进行评价，部分参考是指具有原始图像的部分信息或特征情况下进行评价，无参考图像质量评价是指无任何原始图像参考信息情

况下，只能通过提取当前待评价图像本身信息和特征进行评价。

2.2.1 有参考图像质量评价

最基础的两种有参考图像质量评价方法为：**MSE** 和 **PSNR**。这两种算法均是单纯的从像素值出发，并没有考虑到图像的结构特征，所以通常这两者方法只能作为图像质量评价的基础参考标准。

假设待评价图像为 $g(i, j)$ ，原始图像为 $f(i, j)$ 。**MSE** 的计算如下：

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f(i, j) - g(i, j)]^2}{M \times N} \quad (2.2)$$

其中 M ， N 分别为图像的行与列。

PSNR 的表达式如下：

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{L^2}{MSE} \quad (2.3)$$

其中 L 表示图像的灰度值范围。

这两种方法是典型的传统图像质量评价，其表达式简洁明了，易于计算，但是这两种方法仅仅把图像像素作为参考对象，无法从全局的角度对图像进行判断，容易丢失很多图像表征信息。因此，通常情况下，这两种衡量方法并不能真正给出正确的图像质量值，而只是作为其他评估方法的一个参考标准，或是将其他方法结合这两种方法进行评价。

由于传统的客观图像质量评价方法并不能与主观达到很好的一致性，并且在许多特定情况下受到诸多限制，且本文的研究对象为医学 OCT 图像，都是独立成像，因此需要采用无参考评价方法。

2.2.2 无参考图像质量评价

无参考图像质量评价由于没有参考图像，其基本思想就是通过提取图像的特征，分析图像特征信息来对图像进行质量评价。对 OCT 图像进行质量评价，往往没有可供参考的清晰图像信息，通常每一张 OCT 图像均从人体组织结构中独立成像，因此只能采用无参考评价方法。常用的 OCT 图像无参考质量评价方法有 **SNR** 和 **SS**。

计算 **SNR** 需要先对图像进行噪声检测，定义 S_e 为信号强度， n_e 为噪声强度。

$$S_e = \sqrt{\frac{i}{N_s} \sum_{(i,j) \in signal} I(i, j)^2} \quad (2.4)$$

$$n_e = \sqrt{\frac{i}{N_n} \sum_{(i,j) \in \text{noise}} I(i,j)^2} \quad (2.5)$$

$$SNR = 20 \cdot \log\left(\frac{S_e}{n_e}\right) \quad (2.6)$$

其中 N_s 和 N_n 分别表示信号像素点与噪声像素点的个数。

计算 SS 时首先对图像进行噪声检测，然后将其二值化，由式(2.7)计算得出 SS 值表示 OCT 图像信号的平均像素值。

$$SS = \frac{1}{N_s} \sum_{(i,j) \in \text{signal}} I(i,j) \quad (2.7)$$

其中 N_s 表示二值图像中的信号像素点的个数。

这两种方法计算简单，只是从噪声角度考虑 OCT 图像质量，忽略不同 OCT 图像之间不同的结构特性，没有结合人眼视觉特性，如医生对 OCT 图像诊断时，并不关注背景区的噪声，此时噪声并不影像病症诊断，就可以认为图像质量较为良好，因此需要提出与主观更为相符的 OCT 图像质量评价方法。

2.3 客观图像质量评价算法的性能指标

一个客观质量评价系统性能的好坏需要有其衡量指标，目前，文献^[33]提出，一个有效的客观质量评价系统应当满足以下三个特性：(1)准确性。客观质量评价值不能偏离主观质量评价值太多，两者的差异性尽可能小；(2)单调性。当主观质量评价值增加或减少时，客观质量评价值也相应的单调增加或减少；(3)一致性。客观评价结果在不考虑特定图像内容的情况下也能进行稳定评价，不随图像内容的改变而改变，评价结果值只会与图像质量值保持一致。

本章介绍 3 个评价指标来比较不同客观质量评价模型的优劣：(1) Pearson 相关系数 (Pearson Correlation Coefficient, CC)，通常用于描述客观评价结果相比于主观评价得分的准确率，区间一般为[-1,1]，其绝对值越大，则说明算法的准确率也相应越高，客观评价与主观评价也越为一致；(2)斯皮尔曼相关系数(Spearman Rank Correlation Coefficient, SROCC)，主要用于衡量客观评价结果的单调性，取值区间为[-1,1]，其绝对值越大，随主观得分增长或减小的趋势越好；(3)异常值概率(Outlier Ratio, OR)，一般用于统计一群数据中的异常值概率，其值越小，说明数据分布越集中，其评价性能也越好。一般衡量一个图像质量评价系统的性能都采用 CC、SROCC、OR 这三个参数。

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.8)$$

其中, x_i 为第 i 幅图像的客观评价分数, y_i 为第 i 幅图像的主观评价分数, \bar{x} 为所有参与评价图像的客观评价分数平均值, \bar{y} 为所有参与评价图像的主观评价分数平均值, n 为所有参与评价图像的数量。

$$SROCC = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (rx_i - ry_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2.9)$$

其中, rx_i 和 ry_i 分别表示主观分数值和客观分数值分别按相同顺序排列后, 对于第 i 幅图像的成绩在各自序列中的序号。

$$OR = \frac{k}{n} \quad (2.10)$$

其中 k 表示异常值个数, n 为所有测试图像数, 异常值计算可以采用格拉布斯(Grubbs)检验法、狄克逊(Dixon)检验法和 t 分布检验法等。

2.4 本章小结

本章对图像质量评价作了一个系统性的介绍, 并且简要叙述了几种基本方法的优缺点, 同时本章介绍了 3 个用于衡量图像质量评价系统性能的指标。主观图像质量评价虽然最能反映图像真正的质量, 但是它在实际应用中费时费力, 并不能广泛运用, 只能作为客观评价的一种参考。在大多数情况下, 通常无法获得原始图像的全部信息或者部分信息, 这一局限性阻碍了全参考与部分参考图像质量评价的推广, 正是由于这一特点, 无参考图像质量评价逐渐受到关注与重视。OCT 图像成像时均为从人体组织结构独立成像, 并没有可参考的原始图像, 因此无参考图像质量评价成为了本文的研究重点。所有的图像质量评价方法其最终目的是为了建立一个与人眼视觉感受相一致的系統, 能实现简便、快速、实时的自动评价, 使客观评价与人们的主观感受相一致。随着图像质量评价的不断发展, 肯定能够最终实现自动筛选海量 OCT 图像中用于诊断的清晰图像。

第3章 基于视觉感知特性的前房角 OCT 图像质量评价

青光眼是全球性的致盲眼病之一，临床中通常通过观察测量前房角参数进行诊断。传统的前房角观测手段都有对医生专业技能要求高、对受检者带来不适等缺点。OCT 成像具有非侵入性、成像分辨率高、速度快等优点而被广泛应用于临床诊断，而与其他相干成像类似，OCT 图像也会受到噪声等影响，除此之外图像中还会包含垂直反射带、伪影等，导致图像不清晰而影响病症正确诊断。因此，对 OCT 图像进行质量评价筛选清晰有效的病灶图像，能够有效提高诊断效率。

当前的 OCT 图像质量评价方法大多采用传统简单指标，忽略了医生关注点，往往较难与医生感受相一致，如何将客观模型与视觉感知相结合，实现对图像质量的无参考评价，从而进一步提高图像质量评价的准确性与可靠性，已成为医学图像质量评价领域具有迫切理论和应用需求的重要研究课题。

3.1 人眼视觉特性概述

任何图像的最终接受者是人眼，图像质量的好坏由人眼主观感受确定，因此建立的图像质量评价系统应当与主观感受相一致。人眼是一个构造极其复杂的器官，目前 HVS 特性已经成为了热门话题^[34]，主要分为心理和物理效应，用于图像质量评价的 HVS 特性有很多，主要有视觉感兴趣特性、对比度敏感函数(Contrast Sensitivity Function, CSF)、视觉多通道和掩盖效应等，本章主要介绍视觉感兴趣特性、对比度敏感度曲线以及灰度敏感性。

3.1.1 人眼视觉感兴趣特性

研究发现，人们在观察一副图像时，根据其不同的关注点，往往只对图像中某几个区域感兴趣，而剩余区域只贡献了很小的作用。在观察图像时要将兴趣域(Region of Interest, ROI)与背景(Background, BG)区分对待。影响人类视觉感兴趣性的因素有很多，一般可以分为低层次和高层次因素，其中低层次因素包括：(1)对比度。一副图像中，人眼通常对对比度较高区域更感兴趣；(2)尺寸。一般大面积区域(有一定的阈值)比小面积区域更能引起视觉注意；(3)形状。狭长区域与具有相同对比度和尺寸的其他区域相比更引人注目。除此之外，人眼对兴趣区域的选择还受到图像亮度、纹理结构方向、颜色等影响。而高层次因素主要有主观认知、自身经验、教育背景等。通常包括：(1)图像位置。一般人眼主要对图像中央的 25%区域感兴趣；(2)前景/背景。人眼视觉主要对前景区域感兴趣，而对背景内容容易忽视。(3)人物。一副图像中，人们往

往十分关注出现在其中的人物形体上，包括人眼、人脸、手等肢体^[35]。此外，由于人的认知及图像用途不同，视觉注意力也会受到影响。如本章中所处理的前房角 OCT 图像，医生只关注房角开合程度区域。对于视觉感兴趣区域的提取目前存在很多算法，主要可以分为基于灰度变化、基于拐点和基于视觉注意的感兴趣区域提取。

基于感兴趣作用这一人眼特性，在进行图像质量评价时，应当将图像分为 ROI 和 BG 区别对待^[36]，基于视觉感兴趣区域的图像质量评价方法的主要思想是将这两种不同区域设定相应的加权值得到对整幅图像的客观评价价值，整幅图像的客观得分往往取决于 ROI，而 BG 失真程度对整体质量的影像则较小。

例如，假设测试图像中只有一个感兴趣区 A_1 ，其面积为 S_1 ，背景区 A_2 ，面积为 S_2 ，图像总面积为 $S = S_1 + S_2$ 。则由此可定义一个均方误差 *IMSE*：

$$IMSE = \frac{1}{S} \left| \lambda_1 \sum_{(x,y) \in S_1} (f(x,y) - f_0(x,y))^2 + \lambda_2 \sum_{(x,y) \in S_2} (f(x,y) - f_0(x,y))^2 \right| \quad (3.1)$$

其中， λ_1 、 λ_2 分别为 A_1 和 A_2 的加权值， $f(x,y)$ 和 $f_0(x,y)$ 分别为 (x,y) 处的原图与失真图的像素值，并满足 $\lambda_1 S_1 + \lambda_2 S_2 = S$ ， λ_1 越大，则表示人眼对该区域的感兴趣程度越大。从满足条件中可以看出，当 $S_1=0$ ， $\lambda_2=1$ 或 $S_2=0$ ， $\lambda_1=1$ 时，*IMSE* 就退化为 *MSE*，该方法与人类主观评价方法相符合。但由于不同的人对图像感兴趣区域的选取不一致，图像中 ROI 与 BG 的权值具有不确定性，还有些图像存在多个感兴趣区域，其权值也具有不确定性，该领域仍有许多问题有待研究，故该方法现在仍处于初级研究阶段。

3.1.2 对比度敏感函数

人眼对图像中不同频率成分的敏感程度不同，不同条件下的对比度敏感程度与空间频率之间的关系表达形式各异，最常用的如式(3.2)所示：

$$CSF = 2.6 \cdot (0.192 + 0.114h) \exp[-(0.114h)^{1.1}] \quad (3.2)$$

其中，空间频率 $h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}$ (周期/度)， h_x ， h_y 分别为水平和垂直方向上的空间频率，*CSF*^[37] 曲线如图 3.1 所示，由图中可以看出，横坐标在 5-15 处处于峰值，两端呈现下降趋势，说明人眼对频率的敏感度具有带通特性，因此在图像质量评价时，应该将图像中不同频率成分区别对待。

3.1.3 灰度敏感特性

Lewis 和 Knowles 等^[38] 认为图像灰度不同也会影响人眼观察，一般而言，其对高低亮度区

域并不敏感，而对中等灰度敏感度最强。根据这一亮度非线性特征，可近似地用式(3.3)进行建模：

$$t(x, y) = \begin{cases} \frac{f(x, y)}{256} + 0.5 & f(x, y) < 128 \\ 1.5 - \frac{f(x, y)}{256} & f(x, y) \geq 128 \end{cases} \quad (3.3)$$

其中 $f(x, y)$ 代表坐标为 (x, y) 处灰度值， $t(x, y)$ 代表坐标为 (x, y) 处人眼敏感度。

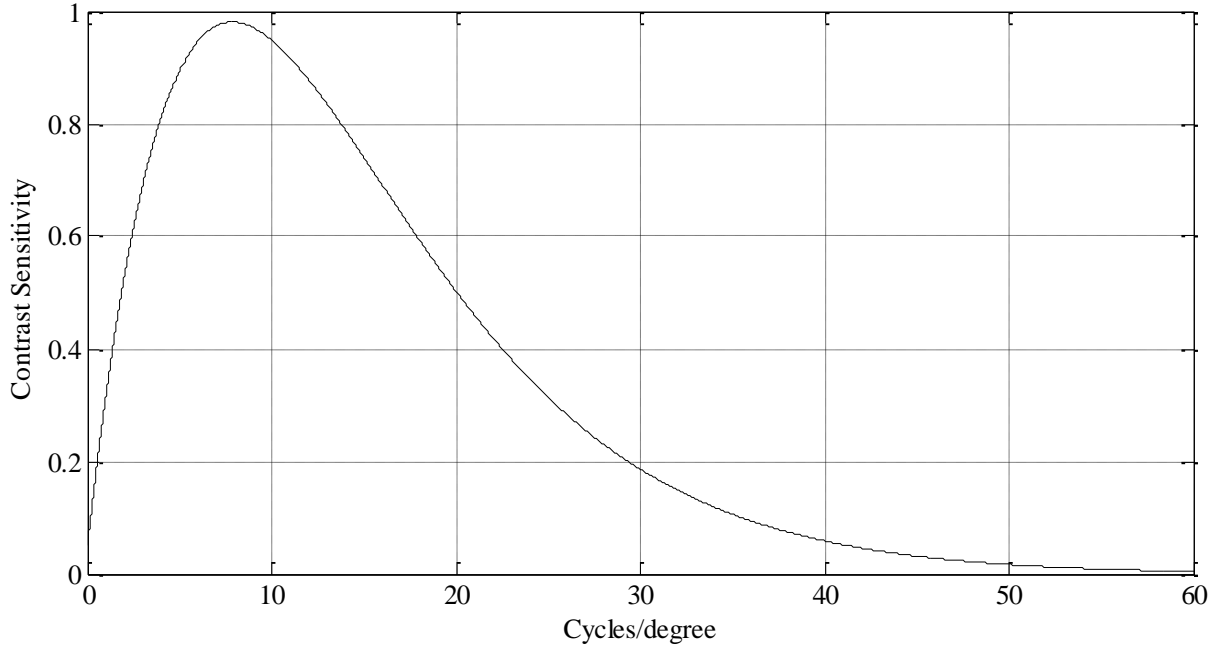


图 3.1 CSF 的归一化空间频率特性曲线

3.2 前房角 OCT 图像特点

前房角 OCT 是一种新型的光学成像系统，FD-OCT 比传统的 TD-OCT 在成像速度与灵敏度上更具优势，其能对更多的眼部微观解剖结构成像，展现更多的诊断参考信息。青光眼诊断时，可以通过观察测量前房角的开放程度，从而对该类眼病进行排查和诊断。临床中对前房角的开放程度的评估参数有前房角宽度、房角开放距离以及小梁网与虹膜间的面积等，这些用于诊断的解剖特征信息均集中于角膜与虹膜的夹角附近。如图 3.2 所示为前房角的结构示意图，其中，Schwalbe 线、小梁网、角膜与虹膜间的夹角区域均为医生诊断时的关注区域。考虑到人眼的感兴趣作用特性，在进行前房角 OCT 图像质量评价前，需要将生物组织信息集中区域作为人眼感兴趣区域，与非感兴趣区域区分看待，因此，本章中首先需要提取感兴趣区域。由于 OCT 图像相干成像特点而导致的图像失真，感兴趣区域的提取受到诸多限制，本章中首先对所有前房角 OCT 图像进行预处理，进而准确定位前房角解剖特征信息区域，然后再对前房角

OCT 图像作质量评价。

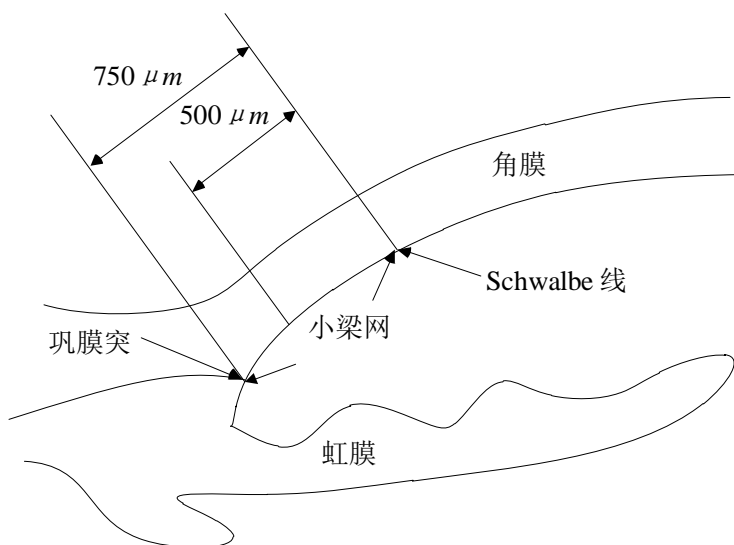


图 3.2 前房角结构示意图

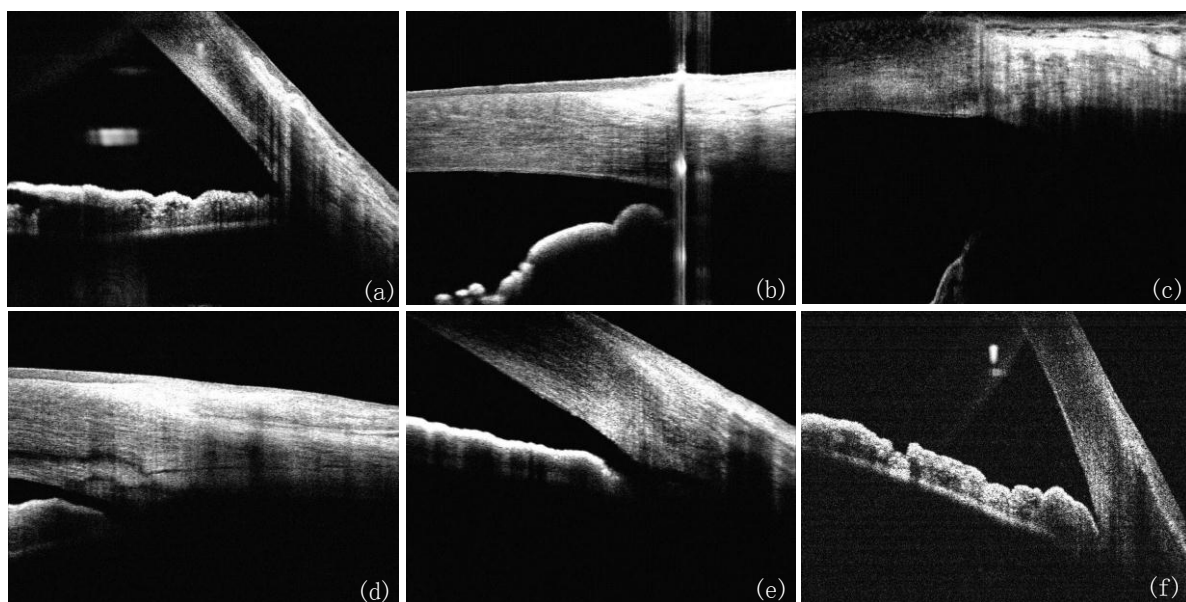


图 3.3 常见前房角 OCT 成像图

常见的前房角 OCT 成像如图 3.3 所示。其中，图(a)中白色小块部分为成像时的伪影；图(b)中为垂直反射带，造成这一失真的原因是由于光信号过度反射成像形成的；图(c)中夹角区域成暗区域，这是因为巩膜组织具有较强的反射能力，因此造成夹角区域成像较弱；图(d)前房角信息不全，对于此类图像是由于眼睫毛或遮挡造成；图(e)中左上角角膜区域与背景难以区分，这一般是因为成像角度偏差造成；图(f)有明显的噪声，且角膜与虹膜区域存在连续的强噪声带。

根据以上图像分析，从质量较差的图像中准确定位感兴趣区域具有一定的困难，因此，本章需要进行一系列图像预处理。

3.3 前房角 OCT 图像感兴趣区域定位

3.3.1 前房角 OCT 图像预处理

由于在观察前房角 OCT 图像时，主要解剖特征均位于角膜与虹膜间的夹角附近，因此将其定义为感兴趣区域。在检测两者夹角前，本算法对 OCT 图像先进行分割操作以便更好地检测房角边缘，对区域进行定位。此处要求所有房角图像开角向左，向右的图像先进行镜像对称操作，主要步骤有：首先，对原始图像 I (图 3.4(a)) 进行 3×3 的中值滤波；其次，对图像作形态学重建操作以提高其中的暗区域；然后再通过幂次变换增强图像的对比度；最后选择合适的阈值，采用 Otsu 自动分割算法对图像进行二值分割，得到图像分割图。

由于二值分割阈值的不同，有些图像中仍存在小面积块状域，首先设定小面积阈值，实验中面积阈值取 12000 个像素点，去除小于阈值的连通区域，然后对其进行膨胀操作，去除不连通的小空洞区域。在 OCT 图像成像时还有可能出现较严重的伪影，本算法中对图像进行列扫描，将每一列中白色像素点大于 60% 的列视为伪影将其去除。

由于幂次变换时的阈值设定差别，需要对图像进行填充操作。在填充角膜空洞时，将分割图中的第一行置为 1，通过观察前房角 OCT 图像，在第一列中选择合适的最大纵坐标值，将第一列中所有小于该值的区域都置为 1，形成一个连通区域对其进行填充，然后恢复第一行及第一列的值；在填充虹膜时，同样将最后一行置为 1，选定合适的纵坐标，将第一列中大于该值的区域都置为 1，最后恢复。为了能够更准确的检测边缘，对图像进行腐蚀操作，以减少边缘检测偏差，最终得到分割效果图 IBW，如图 3.4(g)。

3.3.2 前房角 ROI 定位

首先将需检测的三条边缘分别定义为：第一条边缘为角膜前边缘；第二条边缘为角膜后边缘；第三条边缘为虹膜前边缘。由于二值图中连续黑白变化的为边缘，为了防止检测出的不是边缘而是黑白小点或是由于填充操作最后恢复第一行第一列像素点而引起边缘检测错误，将连续 6 个黑白像素点分隔区域作为边缘。边缘检测步骤如下：

- (1) 由房前角图像的成像特点可知，角膜前边缘处于整个图像的上方或右上方，因此将图像 IBW 从右往左，由顶部至底部逐行扫描，得到第一条边缘。
- (2) 从底部至第一条边缘扫描黑白变化分界线，得到第三条边缘。
- (3) 从第一条边缘寻找黑白变化分界线至第三条边缘，检测得到第二条边缘。
- (4) 检测边缘时可能发生错检情况，因此检测时限制连续两个边缘点的行数及列数差值不得大

于 50。

- (5) 将第二、三条边缘进行一阶线性拟合，有些边缘检测不连续的图片需要选取最长连续边缘拟合，得到角膜后边缘与虹膜前边缘的交点，如图 3.5(b)。有些图片由于巩膜的反射能力太强，导致光在夹角区域都反射回去而形成暗区域，拟合过程中在图像上检测不到其交点。对于此类图片，此处将两条拟合曲线与图像的最右端两个交点的中点作为感兴趣区域的定位点。
- (6) 通过以上检测得到的定位点，将其定义为矩形框的最右侧边界的中心点，选取一个 400×200 像素点的矩形区域作为图像的感兴趣区域，如图 3.5(b)，若房角开角较大的图像，可以将感兴趣区域扩大至 Schwalbe 线包括在内。

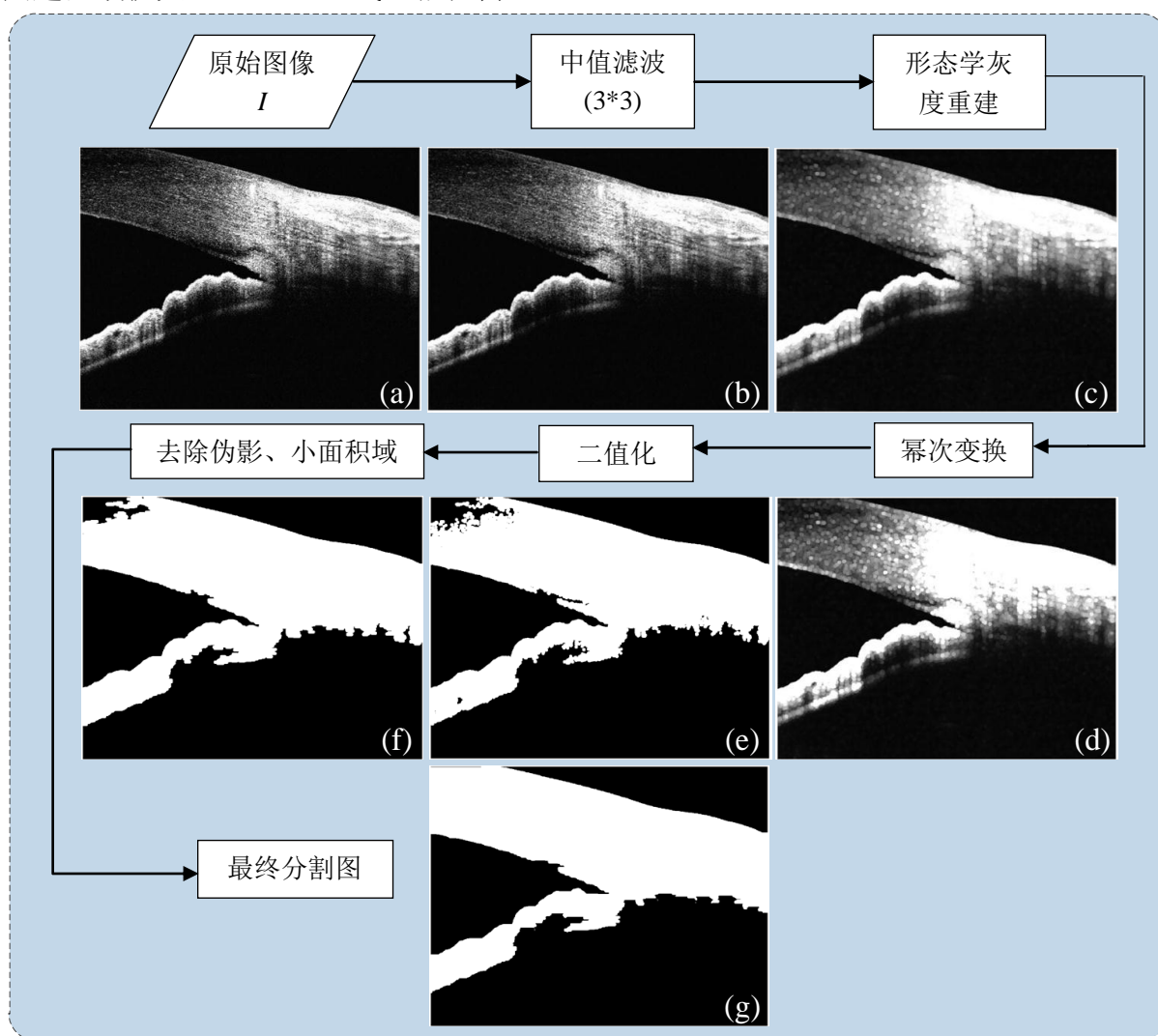


图 3.4 前房角 OCT 图像分割图

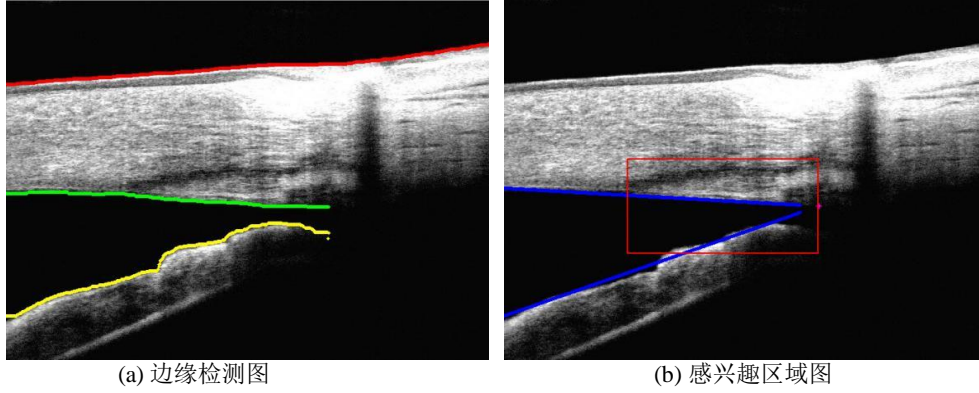


图 3.5 感兴趣区域定位图

(红色边缘为角膜前边缘, 绿色边缘为角膜后边缘, 黄色边缘为虹膜前边缘, 蓝色直线为一阶拟合直线, 红色矩形区域为感兴趣区域)

3.4 客观评价参数

3.4.1 基于 HVS 的对比度计算

一般对图像对比度^[39]的定义如式(3.4)所示:

$$C_T = \frac{V_T - V_B}{V_w - V_{BL}} \times 100\% \quad (3.4)$$

其中 C_T 为目标与背景之间的对比度; V_B 为背景电平; V_T 为目标电平; V_w 为峰值白电平; V_{BL} 为视频信号消隐电平。

根据这一定义, 推导出对比度模型, 即:

$$C = \left| \frac{\overline{f_T(x, y)} - \overline{f_B(x, y)}}{n} \right| \times 100\% \quad (3.5)$$

其中 $\overline{f_T(x, y)}$ 为前景的平均灰度值; $\overline{f_B(x, y)}$ 为背景的平均灰度值; n 为图像的灰度跨度。

在房角 OCT 图像中医生最关注其开放程度, 因此此处提出基于视觉兴趣的对比度测量方法。设图像感兴趣区域和不感兴趣区域(Region of Uninterested, ROU)分别为 R 和 N。其加权系数分别为 p_R 和 p_N 。建立图像对比度模型如下:

$$HC = |p_R C_R + p_N C_N| \times 100\% \quad (3.6)$$

$$p_R = 1 - p_N \quad (3.7)$$

其中 p_N 为 ROI 面积占整个图像的比重, C_R 、 C_N 分别为用式(3.5)计算所得的 ROI 及 ROU 的对比度。

3.4.2 基于 HVS 的模糊度计算

由于房前角的主要信息都集中在角膜后边缘，而上述提取的 ROI 为主要区域，在此只关注 ROI 内的角膜后边缘，作为感兴趣边缘(Edge of Interest, EOI)，如图 3.6 矩形框中的边缘部分。将该 EOI 上测得的模糊程度作为整幅图像的模糊度。

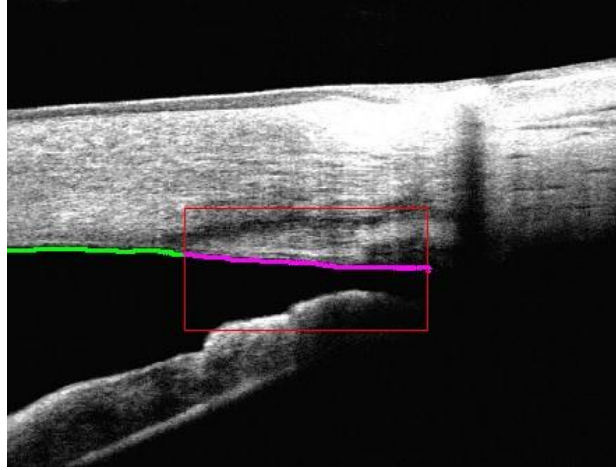


图 3.6 角膜后边缘图

模糊度计算的算法步骤如下：

- (1) 定义如图 3.7 所示的竖直模板，水平模板即为竖直模板的转置，将两个模板与原图像进行卷积，并求出图像在水平和垂直方向上的梯度分别为 g_x 、 g_y 。将式(3.8)所得的值作为图像梯度。

$$grad = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3.8)$$

- (2) 根据 EOI 的坐标向上和向下分别搜索梯度最大的点，记录其坐标以及所经过的像素点个数即为边缘扩散度。

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

图 3.7 Sobel 算子

- (3) 按照式(3.9)计算边缘点所处的边缘模糊程度 $tg\alpha$ 。

$$tg\alpha = \frac{I_a - I_b}{\omega} \quad (3.9)$$

其中 ω 代表边缘扩散度， I_a ， I_b 分别为步骤(2)中检测得到的两梯度最大值处的灰度值。

- (4) 求出倾斜角度 α 。

- (5) 计算 α' , $\alpha' = \alpha / 1.5708$, α' 的值在 $[0,1]$ 内。
 (6) 按照式(3.3)计算边缘点的灰度敏感度 $t(x, y)$ 。
 (7) 计算 $t'(x, y)$, $t'(x, y) = t(x, y) \times 2 - 1$, $t'(x, y)$ 的值在 $[0,1]$ 内。
 (8) 根据式(3.10)计算边缘点所处的基于 HVS 的模糊程度 $HB(x, y)$ 。

$$HB(x, y) = \alpha' \times t'(x, y) \quad (3.10)$$

- (9) 计算出每一个 EOI 上的 HB 值, 取其中的平均值作为整幅图像的模糊程度。

3.4.3 基于 HVS 的信噪比计算

由于 OCT 图像的相干成像技术, 图像斑点噪声问题比较突出, 由于掩盖效应在角膜以及虹膜区域中不易被察觉中, 本算法提出对比度敏感度结合图像信噪比建立基于 HVS 的模型。对比度敏感度的定义如式(3.2), 定义 h 为图像空间频率。

$$h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2} \quad (3.11)$$

其中 h_x , h_y 分别为水平和垂直方向的空间频率。

$$h_x = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=1}^{N-1} [f(j, k) - f(j, k-1)]^2} \quad (3.12)$$

$$h_y = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} [f(j, k) - f(j-1, k)]^2} \quad (3.13)$$

其中, M 、 N 分别为图像的行列数, $f(x, y)$ 为 (x, y) 处的像素值。

按式(3.14)对 h 进行归一化:

$$h_{mon} = \frac{h - h_{\min}}{2 \times (h_{\max} - h_{\min})} \quad (3.14)$$

其中 h_{\max} , h_{\min} 分别为图像空间频率中的最大值和最小值, h_{mon} 为归一化后的值。

$$HMSE = \frac{\sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} CSF(x, y) I(x, y)}{(M-2)(N-2)} \quad (3.15)$$

$$HSNR = 10 \lg \frac{L^2}{HMSE} \quad (3.16)$$

其中 L 为图像的灰度等级。

在对图像进行噪声检测时, 可分为以下步骤:

- (1) 首先设定一个噪声阈值 T , 采用如图 3.8 所示的 3×3 的模板对图像扫描, 将模板内灰度均值记为 \bar{m} , 模板中心点灰度值记为 e 。

- (2) 计算 $|\bar{m}-e|-T$ ，若大于 0，则该点为噪声，并记录该点位置。
- (3) 定义一个零矩阵 $I(x,y)$ ，将噪声点在矩阵中位置对应的元素设为 1，其余不变。
- (4) 结合对比度敏感系数建立模型，根据式(3.15)和(3.16)计算 $HSME$ 和 $HSNR$ ，将 $HSNR$ 值作为信噪比参数。

图 3.8 脉冲噪声检测模板

3.4.4 HCBS 模型

将上述所得的 HC 、 HB 及 $HSNR$ 的值用式(3.17)进行线性拟合, 得到三参数拟合评价模型(HCBS)。实验中 $k_1=14.804$, $k_2=-3.985$, $k_3=0.057$, K 为常数为-3.856。本文建立 HCBS 模型的具体算法流程图如图 3.9 所示。

$$DMOS_n = k_1 \cdot HC + k_2 \cdot HB + k_3 \cdot HSNR + K \quad (3.17)$$

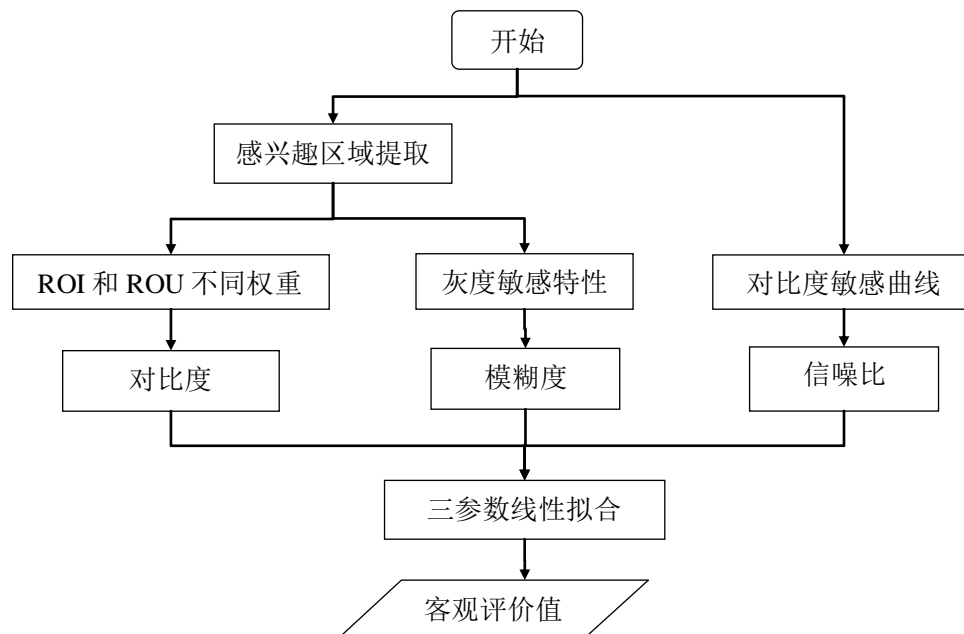


图 3.9 HCBS 算法程序流程图

3.5 评价过程及结果分析

3.5.1 主观评价标准

本章由医生根据诊断青光眼时对前房角 OCT 图像的关注区域, 制定了相应的主观评价标

准，如表 3.1 所示，其中包括角膜后弹力膜(Descemet's Membrane of Corneal, DMC)的清晰度、DMC 的连续性、小梁网(Trabecular Meshwork, TM)的可见度以及 Schwalbe 线(SCH)的可见度。

表 3.1 主观评价标准

级别	DMC	DMC	TM	SCH
	清晰度	连续性	可见度	可见度
4	非常清晰	100%	90%-100%	90%-100%
3	清晰	75%-99%	70%-89%	70%-89%
2	轻微模糊	50%-75%	50%-69%	50%-69%
1	模糊	0%-50%	0%-50%	0%-50%

3.5.2 评价过程

实验中图像均来源于温州医科大学附属眼视光医院，共选取前房角 OCT 图像 60 幅，主观评价得分由其中的一位医生完成。首先将这 60 幅图像随机打乱，医生参照制定的评价标准对软件当前显示的图像进行评分，当完成一幅图像评分后自动进入下一张图像，评分过程中医生不能更改上一张的得分。参数之间的准确性、单调性和一致性分别由 CC、SROCC 和 OR 表示，p 值表示主客观结果相关系数的显著性差异。

3.5.3 实验结果分析

本章采用 HC、HB 以及 HSNR 三个客观评价指标对前房角 OCT 图像进行评价，进而建立这三个参数的综合评价模型，分别从角膜后弹力膜的连续性和清晰度、小梁网和 Schwalbe 线的可见度四个方面比较客观评价结果性能，图 3.10 为三个评价指标及 HCBS 模型与四个评估标准综合得分的对比图，并与未加入视觉特性前的指标相比较，其中 C 表示未加入视觉特性的对比度，B 表示未加入视觉特性的模糊度，SNR 表示未加入视觉特性的信噪比，CBS 表示 C、B、SNR 的线性拟合模型。其中 HC 和 HSNR 值越大代表图像质量越好，HB 值越小，表示图像边缘越清晰。

从图 3.10 可以看出，图(a)中 C 方法的箱图中位数在主观得分为 8 和 12 时，客观评价值反而下降，HC 方法的箱图中位数在主观得分为 10 时，客观评价值偏大，其余值都呈单调递增趋势；图(b)中 B 方法的箱图中位数在主观得分为 6 分以上的客观评价值递减趋势不明显，HB 在主观得分为 7、9、13 和 14 时的客观评价值偏大，其余值均呈递减趋势；图(c)中 SNR 方法的箱图中位数在主观得分为 7 分以上的客观评价值递增趋势不明显，而 HSNR 在主观得分为 8 和 10 时存在异常，其余值均呈递增趋势；图(d)中 CBS 方法的箱图中位数在主观得分为 8 和 12 时的客观值偏小，其余均呈递增趋势，HCBS 在 11、12 分时客观值偏小，其余值单调递增。总体来看，本章提出的加入人类视觉特性的方法与主观综合得分呈线性递增趋势更加明显，每一级客观评价值的增加幅度较未加入视觉特性的方法更为均匀，而从数据分布的聚合程度来看，未加

入视觉特性的方法数据分布较为集中。

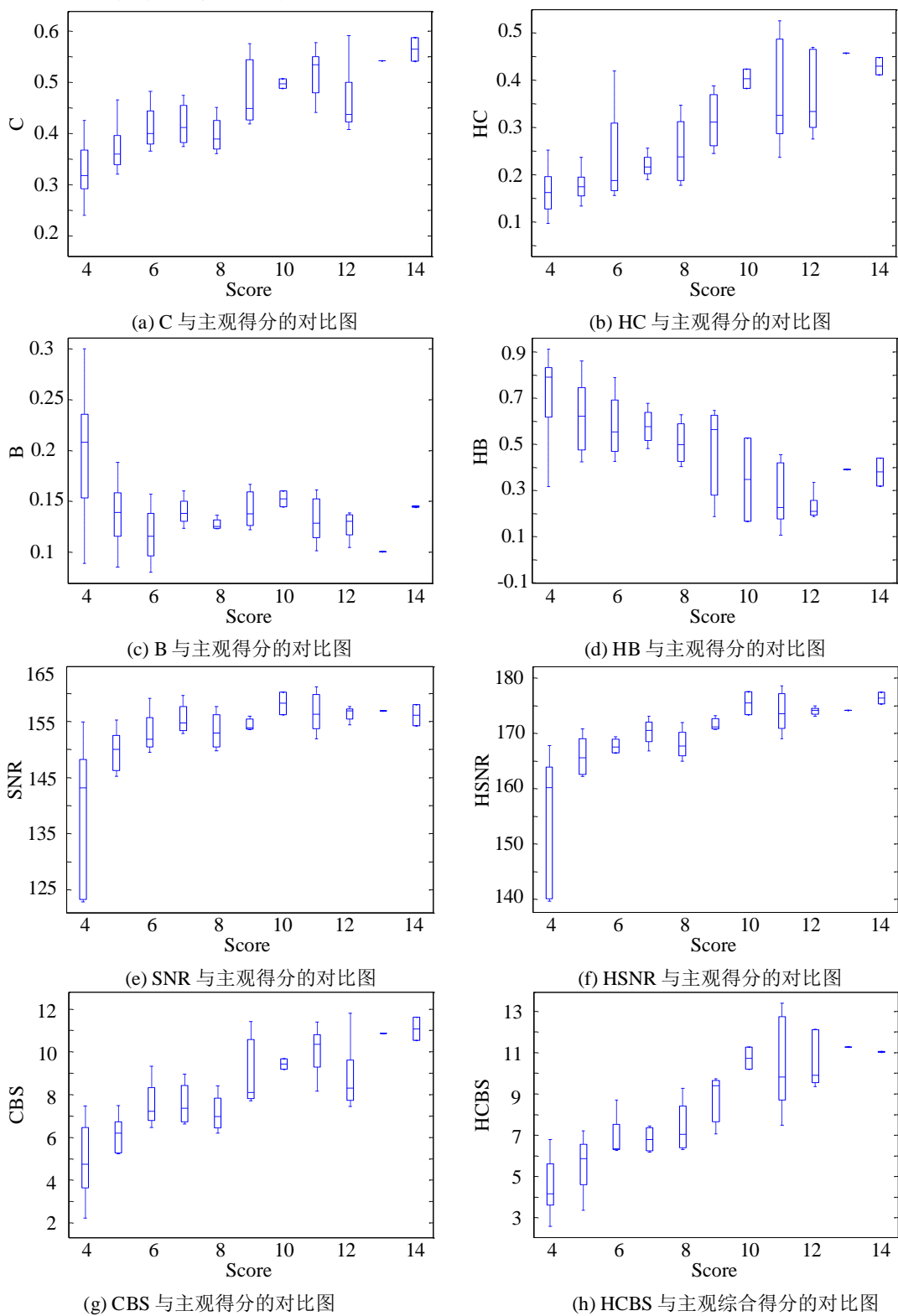


图 3.10 各方法与主观综合得分的对比图

图 3.11 为 CBS、HCBS 与四个主观评估标准得分的对比图。从箱图中位数看，每一幅对比图均呈单调递增趋势。从 DMC 清晰度方面看，主观分数为 1 和 2 分时，CBS 和 HCBS 的客观值区分度都较高，主观分数为 3 分时，HCBS 的数据分布较为集中，而 CBS 的数据分布较为分散，两种方法与低分区域的数据区分度均不明显，该主观评价得分中，没有图像获得了 4 分；从 DMC 的连续性看，主观分数为 1、2 时，CBS 的评价值区分度更好，而主观分数为 2 和 3 时，HCBS 区分度更高，两个客观评价分布的重合区间小，主观分数为 4 时，HCBS 的数据聚合度较高；从 TM 的可见度来看，HCBS 方法每两级间的客观评价值区分度均比 CBS 效果好，该类评价中也没有获得 4 分的图像；从 SCH 的可见度看，HCBS 每一主观分数级的数据分布均比 CBS 数据分布集中，且每两级间的重合度均较低，特别是在 2 和 3 分区域，数据没有重合区间，其评价效果更为显著。

表 3.2 为加入 HVS 特性前后的评价方法性能比较情况，由于模糊度值与图像质量成反比，表中的相关系数值为绝对值，表中括号内为 p 值的大小，小于 0.001 的均未在表中标出。由表 3.2 可以看出，从评价的准确性看，HC 比 C 在 DMC 清晰度方面降低了 4.01%，其余准确性本章提出的方法均高于传统方法。从与四个主观评价标准拟合准确度看，与 SCH 清晰度的拟合度提高最明显，HC、HB、HSNR 及 HCBS 较未加入视觉特性前分别提高了 10.13%、30.43%、7.93% 和 14.48%；与 DMC 的清晰度拟合度提高最少，HB、HSNR 及 HCBS 较之未加入视觉特性前分别提高了 26.24%、4.64% 和 0.53%；改进后的方法对模糊度的提高最为明显，其中综合得分与模糊度的拟合程度提高了 30.94%，且传统模糊度评价与 DMC 的清晰度和连续性的 p 值不小于 0.001，即两者的相关显著程度比本章方法低。从单调性方面看，HC 方法与 DMC 清晰度和连续性的拟合度不如传统 C 评价方法，反而分别降低了 1.14% 和 3.54%，且其与综合得分也有所降低为 0.74%，但是在其他参数中，本章方法在单调性方面均有所提高，其中 HC 与 TM 可见度提高最为明显为 3.37%，HB 与 DMC 的清晰度也提高最多为 33.75%，HSNR 与 SCH 可见度提高最多为 12.66%；对于 HCBS 模型，其对 DMC 连续性拟合时略有下降，为 1.2%，而其余值都有所提高，其中 SCH 可见度提高最为显著，达到了 7.34%，对综合得分拟合时，仍然是模糊度的提高最为明显，为 25.85%；对于一致性方面，HC 只在与综合得分拟合时有所提高，为 3.33%。HB 在与 DMC 清晰度、连续性及 SCH 可见度拟合时有所提高，均提高了 1.67%，HSNR 在一致性上未能有所提高，HCBS 只在与综合得分拟合时提高了 6.7%，其余一致性参数均未见提高，这可能是由于分别拟合时的客观值数据分布较为集中造成每一主观评分级对应的客观值分布区间小，而造成了异常数据较多。从表 3.2 整体数据分析，本章提出的方法相对于传统未加入视觉特性方法与主观评价更为一致。

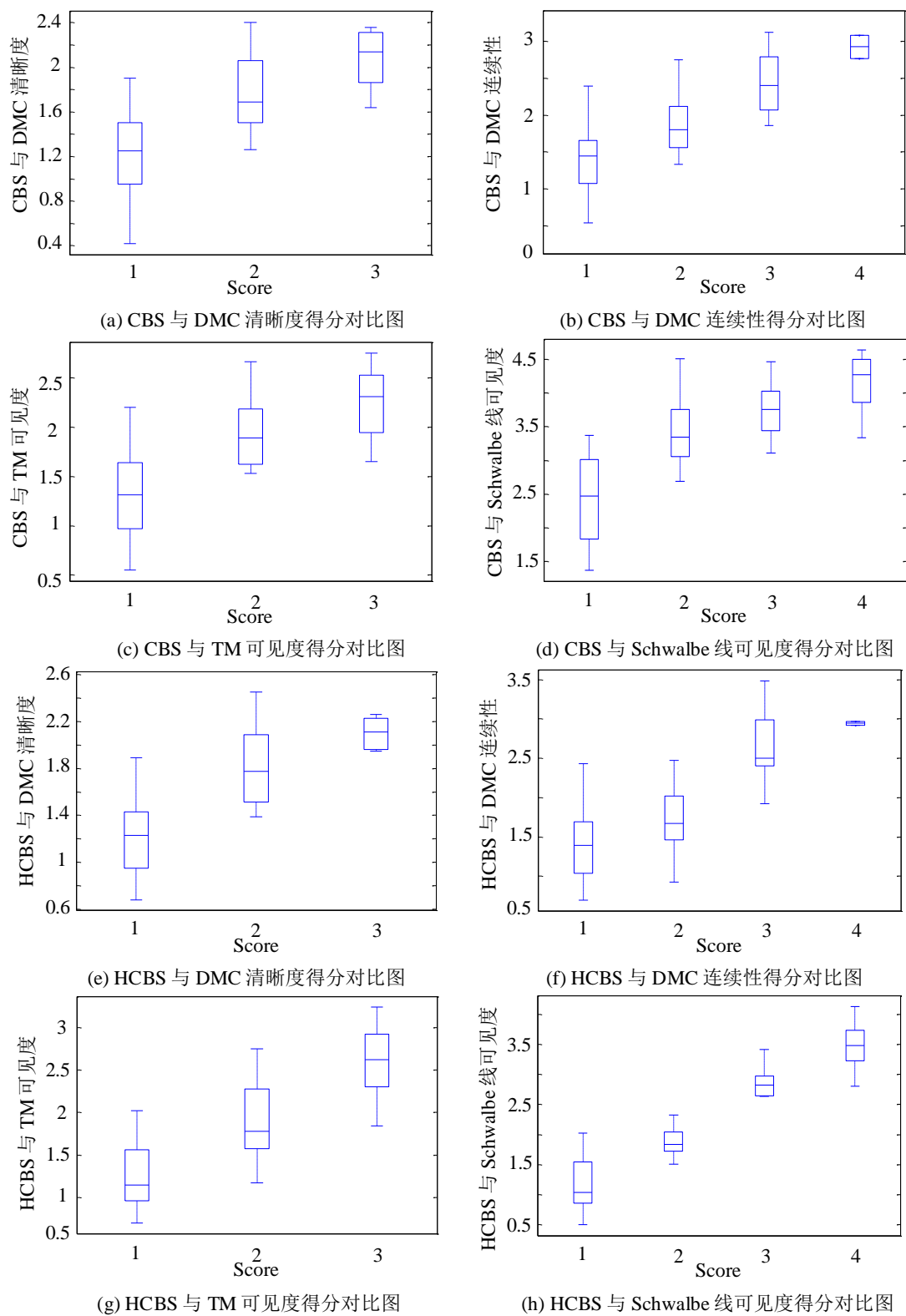


图 3.11 两种评价模型与四个主观标准的对比图

表 3.2 各方法性能比较情况

	DMC 清晰度	DMC 连续性	TM 可见度	Schwalbe 线可见度	综合得分
CC					
C	0.6713	0.7111	0.6943	0.7164	0.7685
HC	0.6312	0.7262	0.7520	0.8177	0.8121
B	0.2886(0.025)	0.3421(0.007)	0.4307	0.4818	0.4318
HB	0.5510	0.6113	0.7161	0.7861	0.7412
SNR	0.5154	0.5331	0.5779	0.5888	0.6103
HSNR	0.5618	0.5877	0.6239	0.6681	0.6744
CBS	0.6756	0.7134	0.7128	0.7440	0.7791
HCBS	0.6809	0.7614	0.8162	0.8888	0.8701
SROCC					
C	0.6775	0.7216	0.7224	0.7295	0.7788
HC	0.6661	0.6862	0.7561	0.7499	0.7714
B	0.2231(0.087)	0.2688(0.038)	0.4149	0.5235	0.4741
HB	0.5606	0.5754	0.7071	0.7872	0.7326
SNR	0.6975	0.6970	0.7219	0.7493	0.8108
HSNR	0.7416	0.7438	0.7748	0.8759	0.8768
CBS	0.6811	0.7327	0.7505	0.7866	0.8091
HCBS	0.7050	0.7207	0.8008	0.8600	0.8442
OR					
C	0.0167	0	0	0	0.05
HC	0.0667	0.0667	0.0167	0.0333	0.0167
B	0.0167	0.0333	0	0.0333	0
HB	0	0.0167	0.0667	0.0167	0.0167
SNR	0.0667	0.0167	0	0	0.0167
HSNR	0.0667	0.05	0.05	0	0.0167
CBS	0	0.0167	0	0	0.067
HCBS	0.0167	0.0167	0	0.0833	0

3.6 本章小结

本章通过分析人类视觉系统，引入了三个 HVS 特性，包括视觉感兴趣特性、灰度敏感特性及对比度敏感特性，与传统图像质量评价的参数即对比度、模糊度及信噪比结合，提出了一种基于视觉感知特性的前房角 OCT 图像质量评价，并根据医生对前房角图像的诊断需求，由其制

定了相应的主观评价标准，并给出 OCT 图像得分，将主观评价得分作为衡量客观评价系统性能的参考标准，通过与未加入视觉特性的评价参数相比较，从准确性、单调性与一致性方面表明了提出的方法均有一定的改进，但是在一致性方面本章方法仍有不足，下一步考虑将该方法进一步优化并应用到实际中去。

第 4 章 基于改进分形维数的视网膜 OCT 图像质量评价研究

清晰的 OCT 图像能够提高医生诊断正确率与效率，这就有必要在诊断前进行 OCT 图像质量评价。目前客观评价主要集中于 MSE 和 PSNR 等评价指标，虽然其算法实现简单、执行效率高，但这些方法都是单纯的从图像梯度以及噪声分布出发，并没有真正考虑图像结构内容信息，由于其局限性，其客观评价结果往往与主观评价有较大差别。近来还有一些新的评价指标被陆续引入，例如针对自然或建筑物场景，分形维数^[40]从局部与全局相似性的角度来对图像质量进行评价，但是它在计算盒子数的时候通常只利用了图像灰度级的局部极值，必须考虑到：(1)这些数值很容易受到噪声的干扰或冲击；(2)图像细节更多的分布在灰度级的中间区域。基于以上两点，本章对分形维数这一参数进行改进，对普通场景图像作质量评价，分别通过 Pearson 相关系数(CC)、Spearman 相关系数(SROCC)和 Outlier 率(OR)等分析方法表示评价结果的准确性、单调性和一致性，并与传统的分形维数评价进行性能对比，验证了改进方法的有效性，从而进一步将改进的方法用于视网膜 OCT 图像质量评价并与未改进前的分形维数作比较。

4.1 分形维数基本原理

目前有多种分形维数的计算方法^[41]，其中，由 Sarkar 和 Chaudhuri 提出的算法^[42]由于计算简单、快速有效而得到广泛应用，其示意图如图 4.1 所示。该算法的基本思想为：将 $M \times M$ 的图像分为 $s \times s$ 的子块，且 $1 < s \leq M/2$ ，记 $r = \lfloor M/s \rfloor$ 表示分块尺度。将图像想象成三维空间中的曲面， (x, y) 表示图像像素点的平面坐标， z 表示图像在点 (x, y) 处的灰度值，如图 4.1 所示。设第 (u, v) 个分割区域内中的灰度最小值对应盒子号为 q ，最大值对应的为 p ，则此区域内盒数为：

$$n_r(u, v) = p - q + 1 \quad (4.1)$$

整幅图像的盒数为 $N_r = \sum n_r(u, v)$ 。盒维数的计算公式为：

$$D = \log N_r / \log(1/r) \quad (4.2)$$

4.2 改进的分形维数计算方法

从上述算法中可以看出，计算盒数时只考虑了灰度值两端极值^[43]，若受到噪声干扰，最大灰度值会偏大，其对应的盒子编号也会偏大，中间灰度值像素点并未对分数维计算精度带来贡献。

针对这一缺点，由于图像中两个盒子编号差值越大，其中所能包含的信息越多。因此本章

作如下改进，假设第 (u,v) 个区域内两端极值间所对应的盒子号为 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，改进后第 (u,v) 个区域的盒子数 $n_r(u,v)$ 为：

$$n_r(u,v) = \frac{1}{n}(|x_2 - x_1| + \frac{2}{n}|x_3 - x_1| + \dots + \frac{n-1}{n}|x_n - x_1|) \quad (4.3)$$

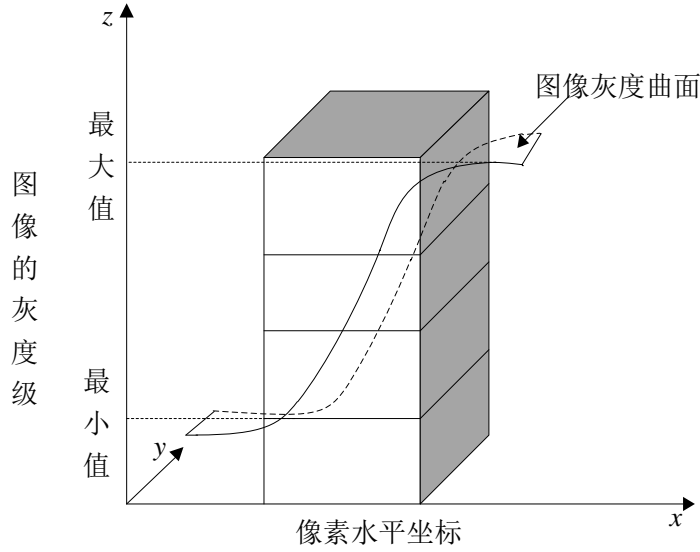


图 4.1 分形维数示意图

4.3 普通图像质量评价方案及结果分析

本章采用美国 TEXAS 大学的 LIVE(laboratory for image & video engineering)标准图像质量评价数据库(quality assessment database)^[44]，其中共有 29 张原始图像、982 张测试图像及其主观得分(Different Mean Opinion Score, DMOS)^[45]，图像失真类型包括有 JPEG2000(JP2k)、JPEG、高斯模糊(Blur)、白噪声(Noise)以及快衰落(Fast-fade)。

由于数据库中图像大小不一致，为了方便运算，将每张图像分为 64×64 大小进行计算。当不满足该划分条件时，可将其并入相邻区域内。由于每个模块大小为 64×64 ，若 r 太大，则分块数太少，表征图像特征的分维数过于粗略；若 r 太小，则每个小子块偏小，其中包括的灰度值信息过少，分维数的计算就没有意义，实验中以 $r=2,4,8,16,32$ 等尺度变化根据式(4.3)计算盒数，经过对大量样本数据进行试验，本章预设定 $r=4$ ，则每个小子块大小为 16×16 ，共 16 个子块；再由式(4.2)得出子块结果，16 个子块的分形维值组成一个矩阵，将原始图像矩阵及待评价图像矩阵相减，并将结果矩阵中的数值之和作为客观评价值。

图 4.2 为原始 woman 图像及其 5 幅不同级别的失真图像，失真类型为快衰落(Fast-fade)，其中图(a)为原始 woman 图像，剩余 5 幅为不同级别的失真，从主观感受可以判断，图 4.2(b)~图 4.2(f)图像质量依次变差。

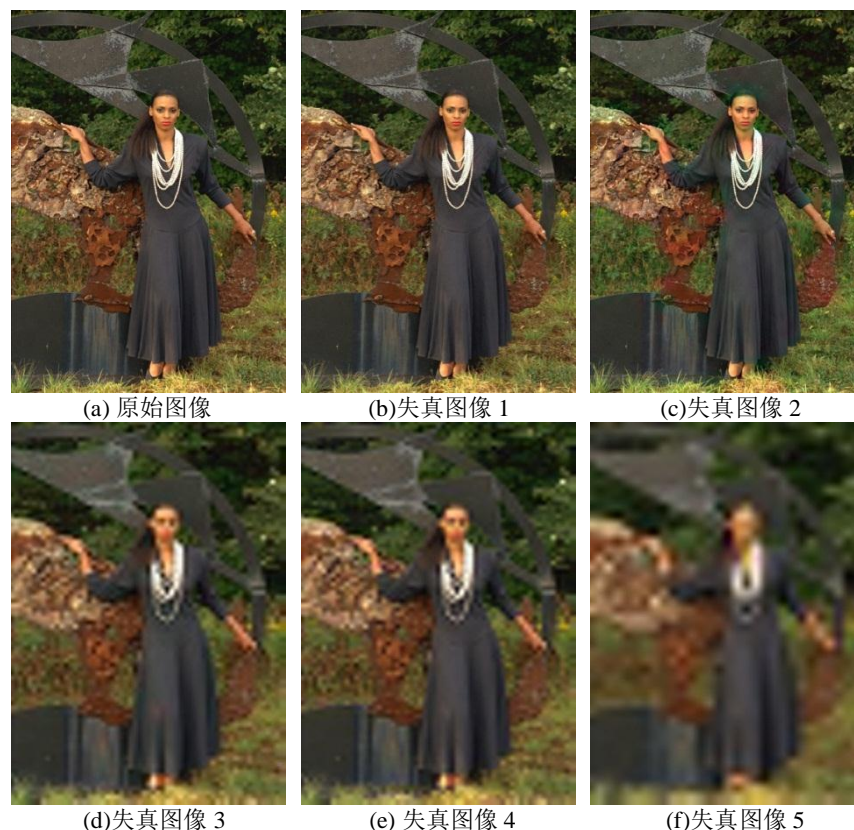


图 4.2 woman 原始图像及其失真图像

表 4.1 为改进前后分形维数对图 4.2 中的 5 幅图像质量进行评价的结果。主观评价 DMOS 值依次增大，反映了图像质量依次变差，客观值同样依次变大，当降质图像与原始图像完全相同时，取值为 0。由表 4.1 可以看出，图 4.2(d)和图 4.2(e)失真级别相近，若由未改进的分形维数评价(Fractal Dimension, FD)，与主观评价得分不符，主观评价中图 4.2(d)比图 4.2(e)得分低，可知前者图像质量更好，而 FD 评价结果恰恰相反；若采用改进的分形维数评价(Improved Fractal Dimension, IFD)，对此类失真级别相近的图像与主观评价结果更加相符。

表 4.1 woman 图像改进前后评价结果对比

评价指标	图 4.2(a)	图 4.2(b)	图 4.2(c)	图 4.2(d)	图 4.2(e)	图 4.2(f)
FD	0	1.3865	1.5796	17.9346	17.8896	22.0608
IFD	0	3.1535	3.9133	68.4154	68.5315	81.5936
DMOS 值	0	22.3473	28.2328	59.0367	60.1876	67.2364

图 4.3 为 status 原始图像及其 5 幅不同级别的失真图像，失真类型为 JPEG，其中图(a)为原始图像，根据主观评价结果，从图 4.3(b)~图 4.3(f)图像质量依次变差。表 4.2 为改进前后分形维数对图 4.3 的 5 幅图像质量的评价结果。由表 4.2 可以看出，图 4.3(b)和图 4.3(c)失真级别相近，根据主观评价分值，图 4.3(b)比图 4.3(c)分值低，说明图(b)质量比图(c)质量好，而 FD 客观

评价结果与其恰恰相反，IFD 客观评价结果与主观评价相一致。

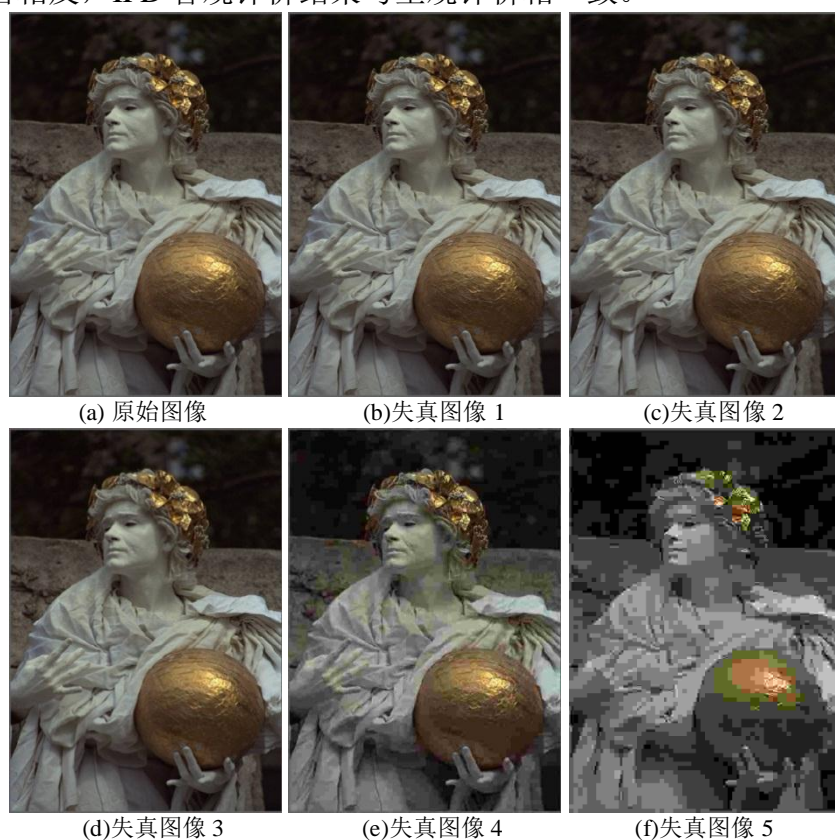


图 4.3 status 原始图像及其失真图像

表 4.2 status 图像改进前后评价结果对比

评价指标	图 4.3(a)	图 4.3(b)	图 4.3(c)	图 4.3(d)	图 4.3(e)	图 4.3(f)
FD	0	0.3642	0.3404	0.6049	4.8689	13.2600
IFD	0	0.9170	1.1303	1.8475	10.4319	35.8478
DMOS 值	0	19.5374	19.5675	22.4361	56.4474	60.4069

图 4.4 为 manfishing 的原始图像及其不同级别的失真图像，失真类型为快衰落，图 4.4(a)为原始图像，根据主观评价结果，图 4.4(b)~图 4.4(c)依次为质量变差的失真图像。表 4.3 为改进前后分形维数对图 4.4 的 5 幅图像质量的评价结果。由表 4.3 可以看出，根据主观评价结果图 4.4(e)比图 4.4(f)质量稍好，但是 FD 评价结果与主观评价结果不符，反而是图 4.4(e)比图 4.4(f)质量差；而 IFD 评价结果与主观得分相一致，图 4.4(e)比图 4.4(f)质量好。

表 4.3 manfishing 图像改进前后评价结果对比

评价指标	图 4.4(a)	图 4.4(b)	图 4.4(c)	图 4.4(d)	图 4.4(e)	图 4.4(f)
FD	0	0.4668	1.1287	3.2239	5.7528	4.7455
IFD	0	0.9776	2.6286	12.5402	21.8923	22.7087
DMOS 值	0	21.0137	25.1136	40.2950	51.2018	55.7548

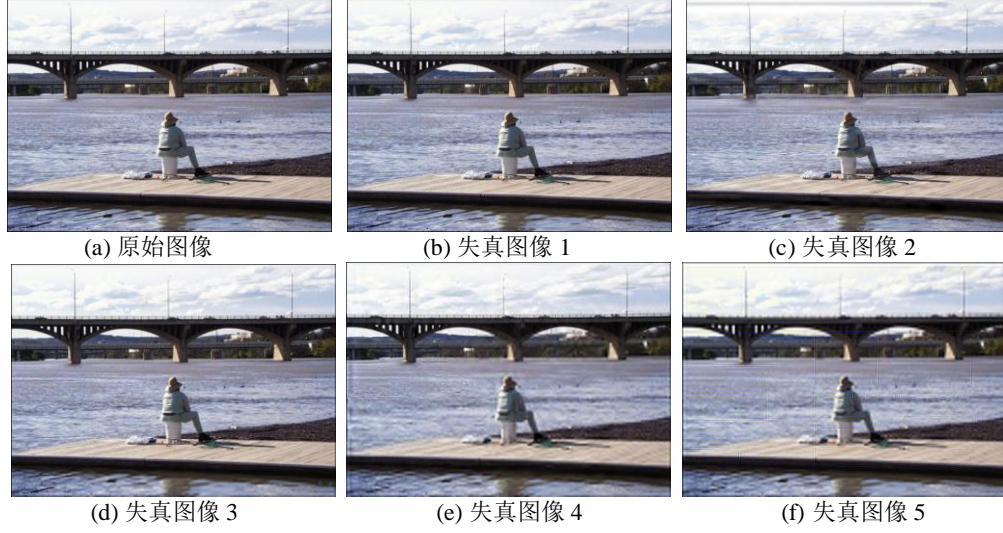


图 4.4 manfishing 原始图像及其失真图像

根据表 4.1 至表 4.3 的数据可知，IFD 评价方法对失真程度相近的图像质量评价比较敏感，对此类改进较为明显，与主观评价更为一致。

为了更好的展示主客观评价间的一致性，根据式(4.4)对两者进行非线性拟合。实验中 $k_1=0.8791$ ， $k_2=-0.0075$ ， $k_3=1.9598 \times 10^{-5}$ ， C 为常数，取 29.1828，拟合后的主客观评价结果如图 4.4 所示，主客观得分均为 0 的点未在图中标出。根据式(4.5)计算主客观拟合值间的拟合优度，其中图 4.5(a)中的 R^2 值为 0.4950，图 4.5(b)中的 R^2 值为 0.5133，说明改进后分形维数评价与主观评价结果的拟合度更高。

$$DMOS_p = k_1 t + k_2 t^2 + k_3 t^3 + C \quad (4.4)$$

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (4.5)$$

其中 \hat{Y}_i 表示拟合后结果， Y_i 表示主观评价值， \bar{Y} 表示主观评价值的平均值。

由图 4.5 可以看出，图(b)散点整体分布离标准线的聚合度比图(a)的聚合度高，数据分布较为集中；图(a)的客观评价值大多分布在[30, 60]区间内，而主观评价得分大致分布在[20, 80]区间内，图(a)结果与主观相差较大；图(b)的客观评价值基本分布在[20, 70]区间内，与主观评价相差不大，且其散点较为均匀的分布在标准线附近，野点相对较少，数据呈线性分布，说明本章提出的改进方法评价结果与主观更为一致。

表 4.4 为改进前后分形维数方法对普通场景图像客观评价结果的性能比较，其中 All 表示对 982 张图像与主观得分综合比较。从表 4.4 的数据可以看出，在准确性方面，IFD 较之 FD 评价结果均有所提高，其中对 JP2k 失真类型图像的改进最大，提高了 1.58%，对白噪声这一失真类型的图像改进最小，提高了 0.33%；在单调性方面，改进后的分形维数评价方法对高斯模糊这

一失真类型图像的改进最大, 为 3.17%, 对 JPEG 失真类型图像的改进最小, 为 0.7%, 而对白噪声失真类型图像评价时有所下降, 下降了 1.15%; 在一致性方面, 对快衰落这一失真类型有所提高为 0.57%, 而对 JPEG 失真类型略有下降为 0.04%; 对不同失真类型图片总体评价时, 准确性和一致性分别提高了 0.11% 和 0.2%, 而单调性上下下降了 0.68%。从客观评价结果总体数据比较来看, 本章提出的 IFD 评价方法对各种失真类型图像分类评价时均有所优于 FD 评价效果。

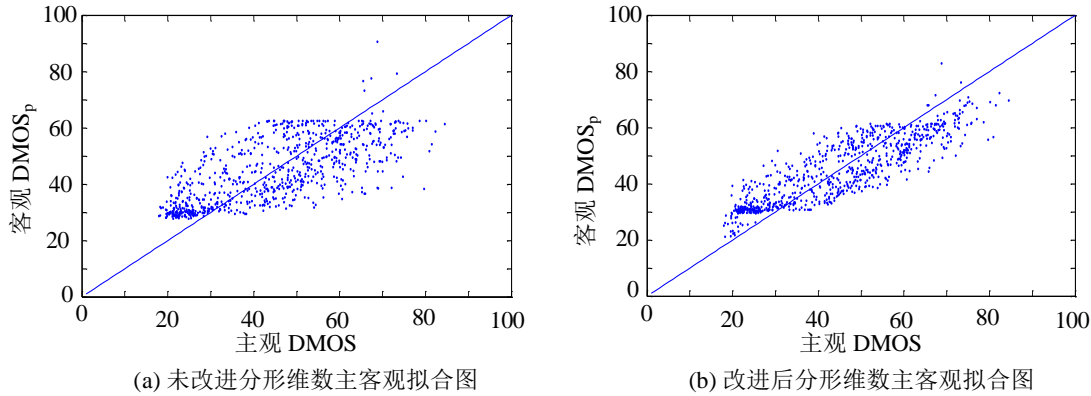


图 4.5 主客观评价结果拟合图

表 4.4 两种评价方法性能比较

	JP2k	JPEG	Noise	Blur	Fast-fade	All
CC						
FD	0.9561	0.9612	0.9602	0.8748	0.9671	0.8906
IFD	0.9719	0.9664	0.9635	0.8897	0.9734	0.8917
SROCC						
FD	0.9414	0.9307	0.9591	0.8110	0.9577	0.8573
IFD	0.9623	0.9377	0.9476	0.8427	0.9652	0.8505
OR						
FD	0	0	0	0.0517	0.0057	0.0051
IFD	0	0.0004	0	0.0517	0	0.0031

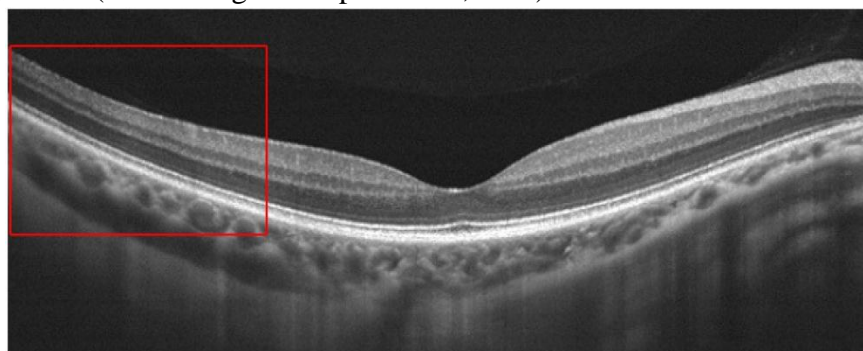
4.4 视网膜 OCT 图像质量评价过程及结果分析

由上述分析可知, 对于普通图像质量评价, 提出的改进方法较未改进前的方法有一定的提高, 因此, 将该种改进方法运用于 OCT 图像上并检验其对视网膜 OCT 图像质量评价效果。

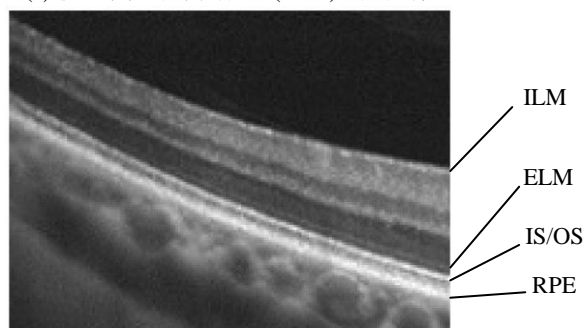
4.4.1 视网膜 OCT 图像主观评价标准

根据医生对视网膜 OCT 图像中的关注点, 由其制定了如表 4.5 所示的评分标准, 其关注点包括视网膜内界膜清晰度(Internal Limiting Membrane, ILM)、视网膜内节/外节清晰度(Inner Segments and Out Segments, IS/OS); 视网膜外界膜连续性(External Limiting Membrane, ELM)以

及视网膜色素上皮细胞(Retinal Pigment Epithelium, RPE)^[46]。



(a) 视网膜光学断层扫描(OCT)原始图像



(b) 图(a)中红色矩形框内放大图像

图 4.6 视网膜 OCT 图像

表4.5 视网膜OCT图像质量主观评价标准

级别	ILM 清晰度	IS/OS 清晰度	ELM 连续性	RPE 可见度
4	很清晰	很清晰	100%	90% - 100%
3	一般	一般	75% - 99%	70% - 89%
2	略模糊	略模糊	50% - 75%	50% - 69%
1	无法分辨	无法分辨	0% - 50%	0% - 50%

4.4.2 评价过程及结果分析

实验中 OCT 图像均随机选自温州医科大学附属眼视光医院, 所有主观评分均由温州医学院眼科医生完成, 共选取视网膜 OCT 图像 39 幅, 将这些图像用 FA400 算法进行帧平均增强, 得到 39 幅图像, 共有 78 幅图像用于图像质量评价实验中。根据表 4.5 的标准采用第 3 章所述方法进行主观质量评价获得医生得分。为了能够更好地对图像进行评价, 将图像按图 4.7 所示方法分割区域, 其中块 1, 3, 5 分别表示视网膜的颞侧、中心和鼻侧, 此处对这三个区域分别进行质量评价, 分块后参与质量评价的图像共有 234 幅。为了计算方便, 同样将图像分为 $N \times N$ 大小的子图。为了得到图像的客观评价价值, 首先, 利用式(4.2)和式(4.3)计算每一子图的分形维数, 组成一个分形维数矩阵, 由于一般医学图像都没有原始图像可供参考, 因此此处将计算所得的分形维数矩阵中所有元素值相加之和作为 OCT 分形维数评价价值。

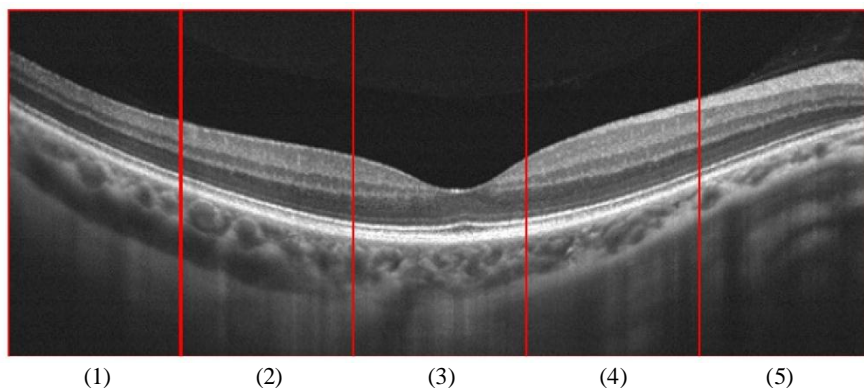


图 4.7 视网膜 OCT 图像的区域分块图

图 4.8 和图 4.9 分别为改进前后分形维数评价与四个主观评价标准得分的对比图，其中横坐标表示主观得分，纵坐标表示归一化后客观评价结果，综合得分是指将四个主观评价标准得分相加得到的图像总得分。箱图的中位线可以看出数据分布的偏态，从图 4.8 和图 4.9 可以看出，对于 ILM 清晰度评价中，IFD 评价方法的中位线随着主观得分的增长呈递增趋势，而 FD 在 2 分区间有递减趋势；对于 RPE 可见度评价中，在 3 分区间，两种方法均有递减趋势；其余两幅拟合图，中位线与主观得分均呈递增趋势。但是 IFD 方法的客观评价数据较为分散，两种方法对于每一级间的区分度不高，两级间的重合度比较大。

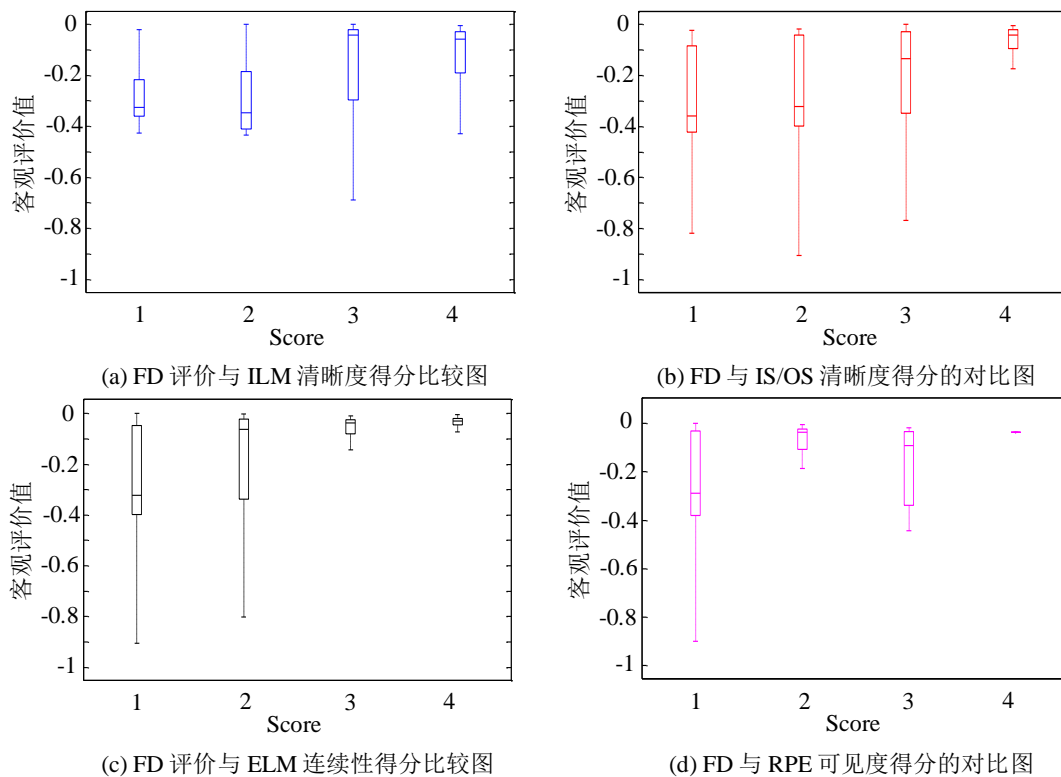


图 4.8 FD 评价方法主客观结果对比图

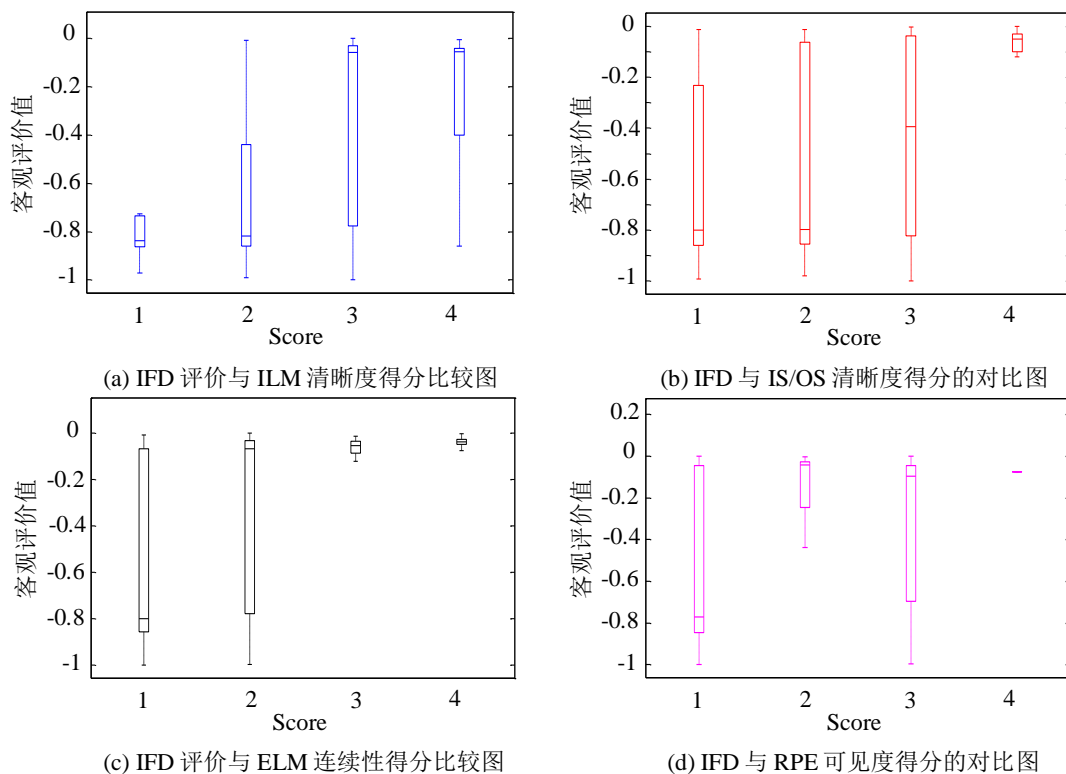


图 4.9 IFD 评价方法主客观结果对比图

图 4.10 为改进前后分形维数评价方法与图像主观综合得分的对比图，由此可以看出，两种评价方法在每两级评价间的重合度都比较高，从箱图中位线看，IFD 随主观综合得分的递增而递增的趋势较之 FD 评价方法趋势明显，IFD 在低分区的客观评价结果值较低，高分区的客观评价结果值较高，有明显的两极分化趋势，而 FD 方法所有得分区间的客观评价结果值都没有明显的区分度。

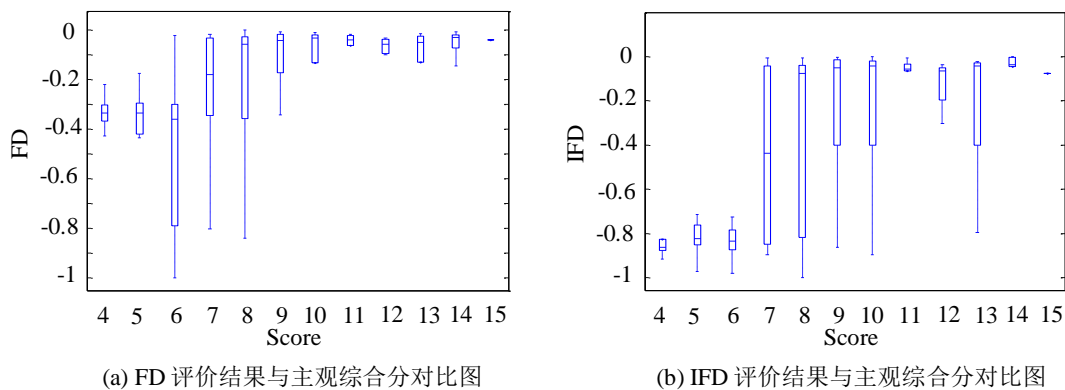


图 4.10 改进前后分形维数评价与主观综合得分对比图

表 4.6 为改进前后分形维数对视网膜 OCT 图像质量评价结果性能定量分析结果。由表可知，IFD 较之 FD 评价方法在各个性能参数上均有所提高。从准确性方面来看，IFD 相比于 FD

评价方法，在 ILM 清晰度评价中提高最多，为 19%，对 RPE 可见度的评价提高最小，为 5%，其余在 IS/OS 清晰度、ELM 连续性以及主观综合得分三个方面分别提高了 8%、10%和 15%；从单调性方面看，IFD 对 ILM 清晰度评价效果改善最为明显，提高了 9%，对 IS/OS 清晰度评价效果改善最小，仅为 1%，剩余三个指标也有不同的提高，分别为 5%、4%和 6%，其中对 RPE 可见度评价中，FD 方法的 p 值为 0.002，其显著相关性不如 IFD 方法；从一致性方面来讲，IFD 在主观综合得分评价中提高最多，为 11.97%，而在 ELM 连续性评价中提高最小，为 1.28，其余 ILM 连续性、IS/OS 清晰度和 RPE 可见度评价中分别提高了 6.84%、2.99%和 3.42%。综上所述，提出的 IFD 评价在 OCT 图像中应用效果同样比 FD 方法好。

表 4.6 改进前后分形维数评价性能比较

CC					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
FD	0.26(<0.001)	0.31(<0.001)	0.37(<0.001)	0.18(<0.001)	0.37(<0.001)
IFD	0.45(<0.001)	0.39(<0.001)	0.47(<0.001)	0.23(<0.001)	0.52(<0.001)
SROCC					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
FD	0.34(<0.001)	0.34(<0.001)	0.39(<0.001)	0.20(0.002)	0.44(<0.001)
IFD	0.43(<0.001)	0.35(<0.001)	0.44(<0.001)	0.24(<0.001)	0.50(<0.001)
OR					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
FD	0.1197	0.0726	0.0299	0.0385	0.1667
IFD	0.0513	0.0427	0.0171	0.0043	0.0470

4.5 本章小结

本章通过引入分形维数，并对分形维数的计算进行改进，提出了一种基于改进分形维数图像质量客观评价方法。通过与未改进的分形维数方法相比较分析，当对普通场景图像评价时，本章提出的改进方法对质量差别不大的图像评价结果与主观更为一致，各种不同类型失真图像评价结果大多数有所提高，尤其是准确性方面。但是，少数失真类型图像评价效果有待于改进。当对视网膜 OCT 图像进行评价时，提出的改进方法相较于未改进前在准确性、单调性和一致性方面都有所改进，下一步将把该方法进一步完善，并推广到更多类型图像的质量评价中去。随着图像质量评价方法的研究成果逐渐增多，未来在客观图像评价将逐渐取代主观评价。

第 5 章 基于非线性特征描述的视网膜 OCT 图像质量评价

传统 OCT 图像质量评价指标较为单一，本章在上一章提出的改进分形维数指标基础上，引入了另一个图像质量指标，即二维 C0 复杂性测度。这是由于分形维数作为一种基于局部区域的统计特性，无法反映图像的纹理特征。复杂性测度^[47, 48]方法改变了传统熵的观点，认为真正复杂的信号应该是那些介于规律性和随机性之间的信号^[49]，而对于二维图像而言，正是类似纹理的细节体现了图像质量的某一重要方面。因此本章构建改进分形维数和复杂性测度联合特征向量，作为 OCT 图像质量的评价指标，然后利用 PCA 模式识别方法进行特征降维，另外，本章根据医生对样本的主观评价结果，以图像质量是否适合应用于临床诊断为分类目标，进行了分类准确率的比较，以实现临床诊断的实用性。

5.1 二维 C0 复杂度

通过刻画局部与全局的相似性，分形维数可以较好的分析自然场景图像的质量，但由于其只是对于局部区域中像素颜色的离散分布统计，且分形维数的计算与图像中灰度值量程有关，因此两个表面或结构完全不同的图像可能拥有相同或相似的分形维数，所以这对于图像质量的评价是致命的。例如在图 5.1 中，图(a)所示规则图形的改进分形维数为 2.894；图(b)所示纹理图形的改进分形维数为 2.895，因此仅用分形维数并不能真正反映图像结构变化。而复杂性测度认为真正有用信号应该是那些介于规律性和随机性之间的信号，既不会受到噪声的干扰，又可以有效地反映图像灰度或结构变化的某种规律，例如图 5.1(a)所示的规则图形，复杂性测度将较低；而对于图 5.1(b)所示的纹理图像，复杂性测度将较高。因此本章采用 C0 复杂性测度^[50]来进行 OCT 图像在灰度或空间结构规律性或随机性的描述，其定义如下：

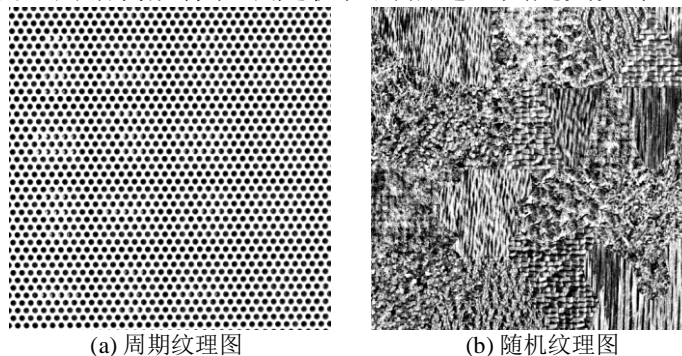


图 5.1 不同纹理相似分形维数图

设一序列为 $x(t)$ ，其由规则和随机两部分组成分别记为 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 。设存在如下变换：

$$A_0 = g[x(t)] \quad (5.1)$$

$$A_1 = g[x_2(t)] \quad (5.2)$$

A_0 表示了整个序列依照某种模式的度量尺度, A_1 则为随机部分占整个序列的比例。

则, C0 复杂度表达式如下:

$$C_0 = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{A_1}{A_0} \quad (5.3)$$

在图形等二维结构可以对二维序列进行二维傅立叶变换, 得到二维频谱, 确定非规则成分, 得到二维 C0 复杂性测度值。

对二维灰度图 $p(i, j)$ 进行二维傅立叶变换 $F(\cdot)$, 有

$$G(m, n) = F[p(i, j)] \quad (5.4)$$

其中 $G(m, n)$ 为傅立叶变换后的频谱图。

可求出频谱图的均方值 \bar{G} :

$$\bar{G} = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |G(m, n)|^2 \quad (5.5)$$

其中, M 、 N 分别为图像的行与列。实际操作中 \bar{G} 可以乘一个常系数 $r (>1)$ 。

$$G'(m, n) = \begin{cases} G(m, n), & \text{if } |G(m, n)|^2 > r\bar{G} \\ 0, & \text{if } |G(m, n)|^2 \leq r\bar{G} \end{cases} \quad (5.6)$$

对规则部分贡献的频谱 $G'(m, n)$ 作傅立叶反变换 $F^{-1}(\cdot)$, 即得 $p_1(i, j)$, 即规则部分序列。利用公式(5.7)和(5.8)代入式(5.3)求得图像的 C0 复杂度。

$$A_0 = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |p(i, j)|^2 \quad (5.7)$$

$$A_1 = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |p(i, j) - p_1(i, j)|^2 \quad (5.8)$$

5.2 基于主成分分析的 FC 评价模型

为了得到图像的客观评价值, 首先, 利用上一章的图像分块方法根据式(4.2)和式(4.3)计算每一子图的分形维数, 组成一个分形维数矩阵; 其次, 利用式(5.3)至式(5.8)计算每一子图的复杂度, 并组成一个复杂度矩阵; 然后, 将这两个矩阵分别进行归一化处理, 得到样本矩阵 $s = (y_1, y_2)^T$, 其中向量 y_1 为由分形维数矩阵的每一列向量堆叠成一列的 N^2 维列向量, 向量 y_2 为由复杂度矩阵的每一列向量堆叠成一列的 N^2 维列向量。

主成分分析方法(Principal Component Analysis, PCA)具体方法如下:

将 234 幅参与评价的图像样本矩阵构成主成分分析矩阵 $Y=(s_1, s_2, \dots, s_{234})^T$ 。

计算主成分矩阵 Y 的平均向量:

$$\psi = \frac{1}{468} \sum_{i=1}^{468} y_i \quad (5.9)$$

计算差值向量:

$$d_i = y_i - \psi, i = 1, 2, \dots, 468 \quad (5.10)$$

构建协方差矩阵:

$$X = \frac{1}{468} \sum_{i=1}^{468} d_i d_i^T, i = 1, 2, \dots, 468 \quad (5.11)$$

假设协方差矩阵为:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

对上述矩阵中元素进行标准化处理, 标准化后的矩阵记为 X^* :

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{\text{var}(x_j)}} \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p) \quad (5.13)$$

其中 $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$, $\text{var}(x_j) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$ 。

计算相关系数矩阵 R 中的元素:

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_{ii}^* x_{ij}^* \quad (i, j = 1, 2, \dots, p) \quad (5.14)$$

计算相关系数矩阵 R 的特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)$ 和特征向量 $\partial_i = (\partial_{i1}, \partial_{i2}, \dots, \partial_{ip})$, $i = 1, 2, \dots, p$ 。

将特征值进行升序排列, 并根据式 5.15 计算主成分的贡献率 roc :

$$roc = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (5.15)$$

本章中选取累积贡献率达到 90% 时的主成分个数 k 。将标准化后的矩阵 X^* 代入前 k 个表达式, 得到各行数据得分, 将主成分得分最大值作为图像的客观评价价值。

5.3 评价过程及结果分析

本章实验采用的 OCT 图像以及主观评价结果数据均与第 4 章中相同, CC、SROCC 和 OR

分别用于衡量 OCT 图像质量评价的准确性、单调性和一致性， p 值小于 0.05 则表示在统计上具有显著的差异。

表 5.1 为本章提出的 FC 评价模型与其他方法的评价结果的性能比较。由表中的数据可以看出，从准确性方面来讲，IFD 方法在评价 ILM 清晰度时相比于 CNR、SNR 和 FD 方法分别提高了 16%、8%和 19%，FC 模型较前三者分别提高了 21%、13%和 24%，FC 评价模型比 IFD 方法提高了 5%；在评价 IS/OS 清晰度时相比于前三种传统方法，IFD 分别提高了 9%、6%和 8%，FC 模型比 IFD 又提高了 1%；在评价 ELM 连续性和 RPE 可见度时，IFD 和 FC 评价方法的准确率相同，但均比前三种方法效果好，其中在 ELM 连续性评价中分别提高了 10%、3%和 10%，在 RPE 可见度评价中分别提高了 6%、7%和 5%，且 CNR 和 SNR 方法与 RPE 可见度相关性中的 p 值不小于 0.001，说明两者的相关性不够显著；在综合分数评价中，IFD 较 CNR、SNR 和 FD 分别提高了 14%、8%和 15%，而 FC 模型较之 IFD 方法又提高了 1%，本文提出的 IFD 和 FC 评价方法在准确性方面均优于传统评价方法，而其中 FC 评价方法准确性更高。从单调性方面看，其中 ILM 清晰度评价中，IFD 和 FC 模型均优于前三者，其中本章 FC 方法分别提高了 13%、13%和 15%；IS/OS 清晰度和 RPE 可见度评价中，IFD 和 FC 方法的单调性指标相同，其中在 IS/OS 清晰度评价中较前三者分别提高了 6%、5%和 1%，另一个评价中分别提高了 8%、9%和 4%，且同样地，CNR 和 SNR 方法与 RPE 可见度的单调性相关性指标 p 大于 0.001；在 ELM 连续性评价时，IFD 效果最好，FC 效果次之，FC 较前三者分别提高了 4%、1%和 3%，IFD 在此基础上又提高了 2%；在综合得分评价时 FC 效果最好，较前三种方法分别提高了 10%、9%和 7%，而 IFD 方法只比 FC 方法低 1%。在一致性方面，除了在 ILM 清晰度评价和综合得分评价中均为 FC 评价模型一致性效果最好以外，IS/OS 清晰度、ELM 连续性和 RPE 可见度评价中效果最好的均为 SNR 方法，这可能是由于 OCT 成像的主要失真来源于噪声，分形维数的计算是通过灰度值间差距而得的，其结果可能会有所偏差造成一致性略差，其中 ILM 清晰度评价时，FC 较前三者分别提高了 2.57%、2.99%和 7.7%，综合得分评价时分别提高了 4.27%、0.42%和 12.82%。综合以上分析及表中整体数据来看，提出的 IFD 和 FC 两种算法与前三种 CNR、SNR 和 FD 评价方法相比，各方面均有一定的提高，本章提出的 FC 方法与主观评价结果更为相符。

图 5.2 为主观综合得分与 5 种客观评价方法的结果对比图，其中离群点未在图中标出，且为了对比方便，均将客观评价参数进行归一化处理，且调整为主观得分越高，客观评价值也越高。从图中可以看出 5 种评价方法随着主观评分的增加，客观评价值均有递增趋势，CNR 客观评价参数分布较为集中，其中低分区与高分区并无明显界限，且每一主观分数级间重合度较高，并不能从数据上看出图像质量差别；SNR 客观评价参数分布均匀，但各级之间重合度较

高，数据上无明显的分界线；单一的未改进分形维数方法虽然数据分布较为集中，但是整体递增趋势不明显，且每一级的重合度均较高，无法区分客观值属于哪一级主观得分；而本章提出的 FC 算法和上一章的 IFD 评价方法虽然在低分区和高分区重合度较高，但是低分区与高分区的数据有明显的界限。结合实际应用，医生在选取诊断图像时，只需要判别该图像是否能用于诊断，无须分成多等级评价。因此，根据医生给出的主观评价结果(表 5.2)将视网膜 OCT 图像质量分成两类，由于单帧原始图像的平均得分为 6.68，该类图像噪声较多，无法判别图像中的生物组织结构差异，从而认为该类图像不适用于临床诊断，而平均得分大于 6.68 的图像相对清晰，能够分辨图像中的生物组织，进而用于病灶诊断，因此本章中将主观的分低于 6.68 的图像评价为差，记为第一类，而高于 6.68 分的评价为好，记为第二类。

表 5.1 本章提出的方法与其他方法性能比较

CC					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
CNR	0.29(<0.001)	0.30(<0.001)	0.37(<0.001)	0.17(0.008)	0.38(<0.001)
SNR	0.37(<0.001)	0.33(<0.001)	0.44(<0.001)	0.16(0.012)	0.44(<0.001)
FD	0.26(<0.001)	0.31(<0.001)	0.37(<0.001)	0.18(<0.001)	0.37(<0.001)
IFD	0.45(<0.001)	0.39(<0.001)	0.47(<0.001)	0.23(<0.001)	0.52(<0.001)
FC	0.50(<0.001)	0.40(<0.001)	0.47(<0.001)	0.23(<0.001)	0.53(<0.001)
SROCC					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
CNR	0.36(<0.001)	0.29(<0.001)	0.38(<0.001)	0.16(0.016)	0.41(<0.001)
SNR	0.36(<0.001)	0.30(<0.001)	0.41(<0.001)	0.15(0.019)	0.42(<0.001)
FD	0.34(<0.001)	0.34(<0.001)	0.39(<0.001)	0.20(0.002)	0.44(<0.001)
IFD	0.43(<0.001)	0.35(<0.001)	0.44(<0.001)	0.24(<0.001)	0.50(<0.001)
FC	0.49(<0.001)	0.35(<0.001)	0.42(<0.001)	0.24(<0.001)	0.51(<0.001)
OR					
客观评估参数	主观评估参数				
	ILM	IS/OS	ELM	RPE	综合
CNR	0.0684	0.0427	0.0385	0.0342	0.0812
SNR	0.0726	0.0214	0.0128	0	0.0427
FD	0.1197	0.0726	0.0299	0.0385	0.1667
IFD	0.0513	0.0427	0.0171	0.0043	0.0470
FC	0.0427	0.0427	0.0171	0.0043	0.0385

表 5.2 主观评价参数的均值

	Single	FA400
主观分值	6.68 ± 1.80	9.74 ± 2.28

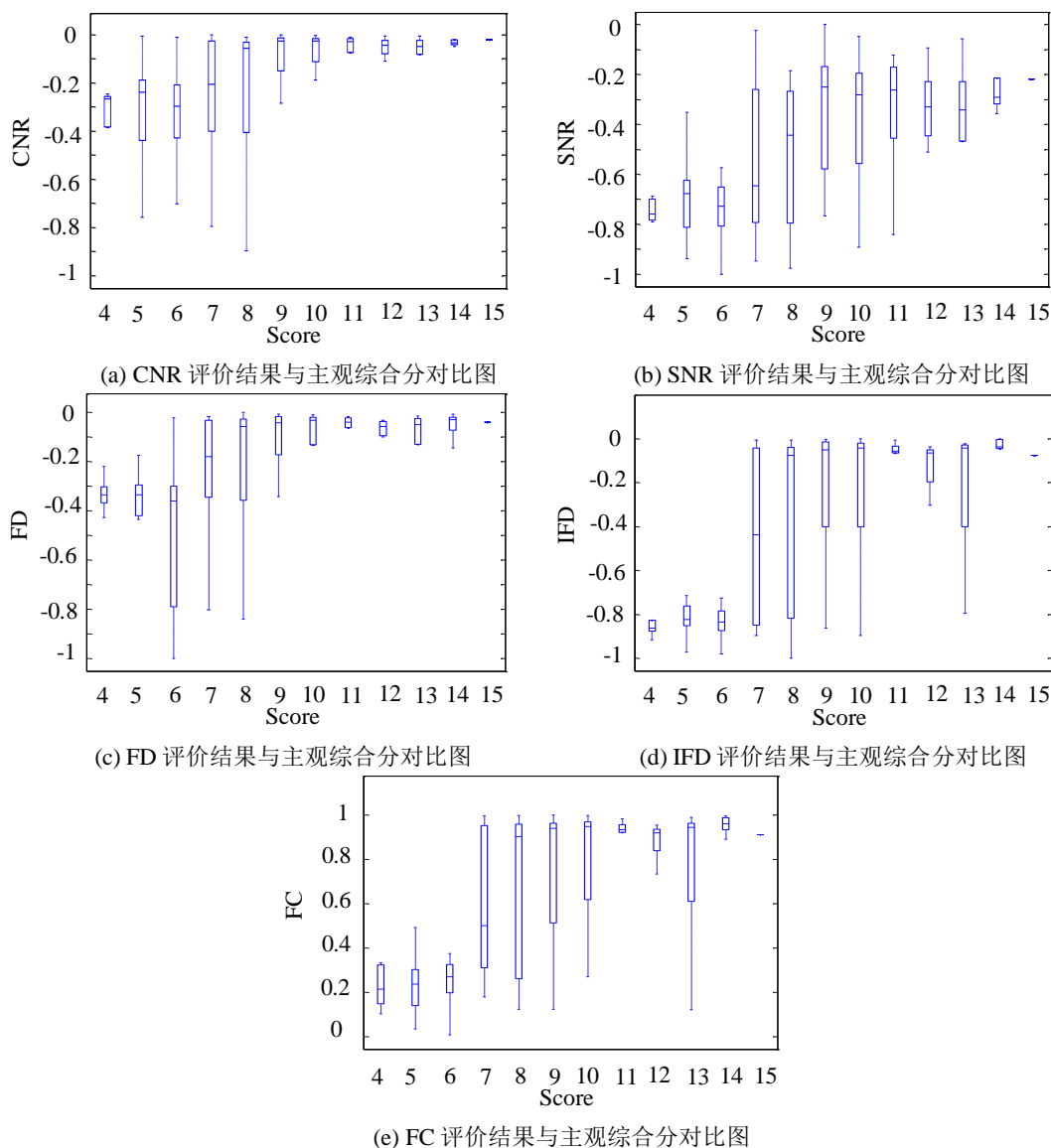


图 5.2 主观综合分与客观评价结果的对比图

图 5.3 为将实验中用于评价的图像分为两类后主观得分与客观评价结果的对比图，其中离群值并未在图像中标出。从图中可以看出，CNR 在两类中的数据重合度较高，且整体数据分布均集中在同一区域，区分度不明显；SNR 在两类别中数据重合度较高，特别是类 2 中的数据并没有明显比类 1 中的值大；FD 方法两类中的数据相重合，且数据分布不均匀；IFD 方法和 FC 模型的分类重合度最小，且客观参数的分布较广，易于对图像进行分类。

为了比较各种方法对两种分类的正确性，本章将待评价图像分为训练和测试两个集合，随机抽取 80% 待评价图像作为训练样本，剩余 20% 待评价图像作为测试样本。

表 5.3 为随机取 10 组分类结果正确率比较各种方法的分类效果。由此可以看出，本文提出的 IFD 方法和 FC 模型的分类正确率均高于前三种分类方法，IFD 方法的平均正确率比 CNR、SNR 和 FD 方法分别提高了 8.92%、8.48% 和 7.83%，FC 模型较前三者分别提高了 14.14%、13.7% 和 13.05%，这两种算法对于视网膜 OCT 图像分类与主观分类更加一致，其中 FC 评价模型的分类准确率最高。

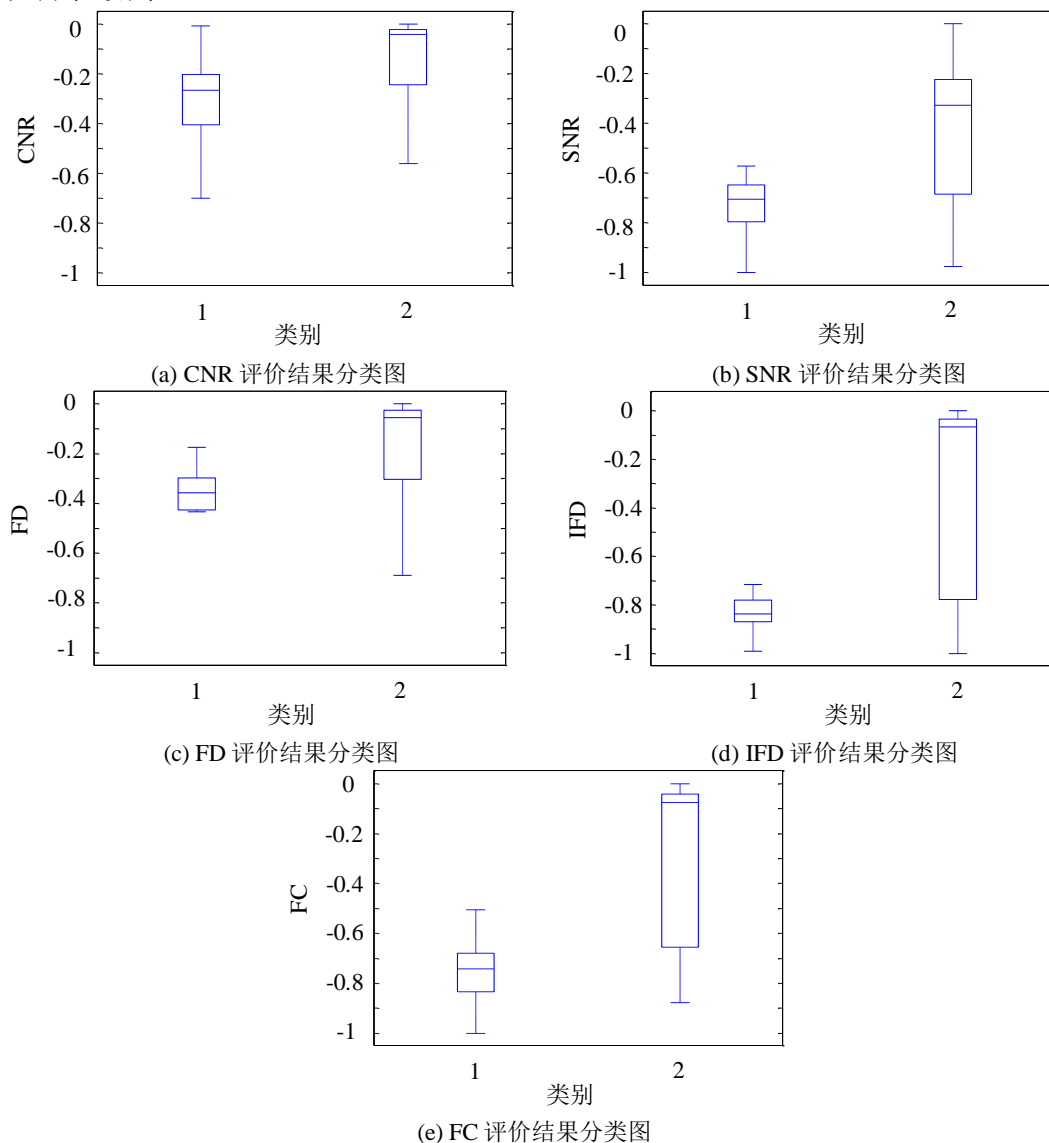


图 5.3 各方法客观评价分类图

表 5.3 各方法分类正确率

序号	CNR	SNR	FD	IFD	FC
1	0.6739	0.7391	0.6957	0.7391	0.8261
2	0.7174	0.7174	0.6739	0.8043	0.8478
3	0.6739	0.6522	0.6304	0.7174	0.7609
4	0.6304	0.6522	0.7609	0.7174	0.8261
5	0.6739	0.5870	0.6957	0.7174	0.7609
6	0.6304	0.6304	0.7391	0.6957	0.7826
7	0.6087	0.6304	0.5435	0.7609	0.8261
8	0.6739	0.7174	0.6087	0.6957	0.7174
9	0.6739	0.6087	0.6087	0.8043	0.8043
10	0.5870	0.6522	0.6957	0.7826	0.8043
平均	0.6543	0.6587	0.6652	0.7435	0.7957

表 5.4 为上述 10 组测试数据的合并分类结果，由表 5.5 可知前三种方法实际为第一类，而分类结果为第二类的错误率比实际为第二类，分类结果为第一类的错误率高很多，说明这些方法对于质量较差的图像不敏感，而本文提出的两种方法对于两种错误率相差不多。

表 5.4 各方法的分类情况

		%									
		CNR		SNR		FD		IFD		FC	
预测分类	实际分类										
	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	
1	6	9	8	10	7	8	22	14	21	12	
2	25	59	24	58	25	60	12	52	8	58	

5.4 本章小结

本章通过分析图像结构，在改进的分形维数基础上又引入了 C0 复杂性测度这个参数，结合 PCA 分析方法，提出了一种基于非线性特征描述的视网膜 OCT 图像质量评价，通过与传统客观评价方法 CNR、SNR、FD 以及上一章的 IFD 方法相比较分析，表明本章提出的方法对此类图像的评价结果与主观更为一致，另外，本章根据医生对样本的主观评价结果，以图像质量是否适合应用于临床诊断为分类目标进行分类，与传统方法的分类情况比较结果表明本章中的方法分类准确率更高，更适用于实际应用。随着医学影像以及计算机技术的不断发展，越来越多的关于医学图像处理的研究成果会被用于计算机辅助诊断，并会获得比传统方法更好的效果。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

目前 OCT 图像质量评价的算法大多只单纯针对图像信号噪声提出的，其图像质量评价指标较为单一，往往忽略 OCT 图像本身结构信息，由于没有结合临床应用其评价结果通常与主观有较大的差别。本文首先考虑将 OCT 图像质量评价系统建立在实际应用基础上，分析 OCT 图像结构特点，通过将人眼视觉系统特性与 OCT 图像相结合建立合适的的质量评价系统，继而从图像非线性角度出发，引入新的质量评价指标，即分形维数和 C0 复杂性测度对 OCT 图像进行质量评价，并以主观评价结果为衡量系统性能的参照标准，证实了提出的 OCT 图像质量评价方法在实际临床诊断中的可行性。本文的具体工作总结如下：

- (1) 图像的最终接收者是人眼，本文首先考虑人眼视觉系统特性，提出了一种基于视觉感知的前房角 OCT 图像质量评价方法，通过利用人眼视觉系统中的感兴趣特性、灰度敏感度以及对比度敏感曲线这三个常用特性，结合传统的图像质量评价指标，即对比度、模糊度和信噪比，建立视觉感知图像质量评价模型；其次考虑到医生诊断时只关注病灶区域，因此本文分析前房角 OCT 图像特点，用合适的图像分割方法对其进行预处理提取医生关注区域作为感兴趣区域，该区域的图像质量对整幅图像质量起了决定作用；同时，由于没有标准的前房角 OCT 图像质量评价数据库，本文由医生根据实际应用中所需的细节组织结构制定了主观评价标准，并根据该标准对实验图像进行主观评价，以医生的主观评价结果作为衡量 OCT 图像质量评价系统性能的参考标准。实验结果表明：相比于传统图像质量评价指标，提出的结合视觉感知特性的评价指标及其建立的模型与主观评价标准更为一致。
- (2) 考虑到人眼视觉系统算法较为复杂，且传统的图像质量评价指标较为单一，需要建立一个简单高效的客观评价系统，因此引入了差分盒分形维数这一评价指标。同时，又考虑到传统差分盒分形维数的计算只关注图像灰度极值，而忽略中间灰度级的像素点作用，提出了一种改进分形维数的评价方法。以现有的标准图像质量评价数据库为例，验证了该改进方法对于图像质量评价的结果有一定的改善，进而将该方法用于视网膜 OCT 图像，由于没有标准的视网膜 OCT 图像质量数据库，因此由医生根据临床诊断中对视网膜 OCT 图像的关注细节制定了相应的主观评判标准，并对其打分，医生的主观评价结果作为衡量客观评价结果的参考标准，利用 Pearson 相关系数、Spearman 相关系数和 Outlier 率从准确性、单调性和一致性方面对该系统性能进行定量比较。实验结果表明：提出的改进分形维数评价方

法不仅在普通场景图像中有改善效果，而且在视网膜 OCT 图像质量评价中同样有所提高。

- (3) 在改进分形维数的基础上，考虑到分形维数只能作为局部统计特征，而无法反映图像纹理结构，因此需要一个能反映纹理特征参数作为图像质量评价的补偿，引入了 C0 复杂性测度这一参数，提出一种基于非线性特征描述的视网膜 OCT 图像质量评价方法，通过刻画随机成分占整个动力学系统的比重来给出 OCT 图像的纹理指标。同时，采用 PCA 方法对两个联合特征向量进行降维，最后将主成分得分的最大值作为 OCT 图像质量评价的最终客观评价价值，并与传统方法及单一分形维数评价作比较，结果表明，新方法在各个性能指标上均有所改善；另外根据医生对样本的主观评价结果，以图像质量是否能用于临床诊断为分类目标，将图像进行了二分类，并且与传统方法作分类准确率的比较。实验结果表明，新方法在分类准确率方面同样具有优势，这为海量医学图像的有效自动筛选提供了崭新的思路。

6.2 展望

论文采用多种方法对 OCT 图像进行质量评价，仍然有许多不足之处有待改进。首先，在对前房角 OCT 图像进行质量评价时，在选取医生感兴趣区域时选取的矩形框并不适用于所有 OCT 成像图片，很有可能划分到许多不必要的区域，后续可以尝试根据房角成像角度改变矩形框角度及大小或采用别的划分区域形状，在感兴趣区域质量占整个图像质量的比重以及三参数拟合建立模型这一部分也可以进一步深入研究，目前对于人类视觉系统的认识还不够充分，后续可以进一步研究将更多的人类视觉特性运用到质量评价中。

其次，在改进分形维数和复杂性测度对视网膜 OCT 图像进行评价时，可以进一步将更多的人类视觉特性与这两个参数相结合，同时进行主观评价时的医生人数可以选取多个使得数据更具有一般性和可靠性，后续主要考虑将上述方法与实际应用相结合，并不断推广到其他领域。

致谢

历经两个月的辛苦努力，终于把毕业论文写完了，论文的完成昭示着毕业的来临。在论文写作过程中，遇到了很多困难和障碍，有很多人给予了我莫大的帮助，尤其是我的导师范影乐教授。我非常庆幸能成为范老师的学生，还记得研一时候，范老师让我学习 MFC 以及图像处理的相关程序，每周都会定时给予指导，遇到不懂的地方也会非常详细的给我解释直到我完全理解为止。研二的时候开始写小论文，从选择研究方向到实验算法，再到最后的论文的修改，范老师一直非常耐心的给予指导，经常深夜了还在给我改论文，每次修改都会提出许多宝贵意见。在论文遇到障碍的时候，他每次都会鼓励我让我重拾信心，他对学术严格要求的同时也不忘关心我的生活。他一直跟我们说，希望我们的研究生生活是快乐的。短短两年半时间，虽然跟范老师交流的机会并不多，但不管从学问还是做人，他都是我以后学习的榜样。在此，我衷心地感谢范老师，希望老师身体健康，平安幸福！

感谢这篇论文所涉及到的各位学者，如果没有前人的研究成果对我的启发与帮助，我将很难完成本篇论文的写作。

还有，我要感谢武薇老师，她跟我们就像朋友一样相处，不会让我感到拘束，对我的科研中提出了许多宝贵的意见和指导，感谢陈金龙师兄和郭芳芳师姐，在学习生活中给予无私帮助，感谢我的同门们，廖进文、罗佳骏、李丹菁和王梦蕾，在学习中的交流和帮助。同时，也要感谢师弟王典、王迪、谢尚周、郭笑天、李康群、李嘉祥，师妹方芳在生活中给予我的帮助，有了你们实验室增添了许多乐趣。

最后，我要感谢我的父母。谢谢他们这么多年对我的付出，是他们给了我一个坚强的后盾，在我这么多年的求学生涯中给予支持和鼓励，坚定了我追逐梦想的步伐，走向属于自己的人生道路。

下沙.杭州电子科技大学
二零一四年十二月二十一日

参考文献

- [1] Meng Z, Chang Z, Yuhong W, et al. Layer-by-layer analysis of retinal thickness in primary open-angle glaucoma using optical coherence tomography[J]. Chinese Journal of Optometry Ophthalmology and Visual science, 2014, 16(10): 584-588.
- [2] Radhakrishnan S, Goldsmith J, Huang D, et al. Comparison of optical coherence tomography and ultrasound biomicroscopy for detection of narrow anterior chamber angles[J]. Archives of Ophthalmology, 2005, 123(8): 1053-1059.
- [3] Cui S, Zou Y, Li Q, et al. Gonioscopy and Ultrasound Biomicroscopy in the Detection of Angle Closure in Patients with Shallow Anterior Chamber[J]. Chinese Medical Sciences Journal, 2014, 29(4): 204-207.
- [4] 宋澍清, 杨聚海. 眼部疾病的 CT 分析[J]. 中华现代眼耳鼻喉科杂志. 2006, 2(12): 1083-1091.
- [5] 杨丽红, 史雪辉, 王光璐等. 共焦激光扫描检眼镜在脉络膜黑色素瘤血管造影中的应用[J]. 眼科. 2007, 15(6): 378-381.
- [6] Kaufman S C, Musch D C, Belin M W, et al. Confocal microscopy: a report by the American Academy of Ophthalmology[J]. Ophthalmology. 2004, 111(2): 396-406.
- [7] Podoleanu A G. Optical coherence tomography[J]. Journal of microscopy, 2012, 247(3): 209-219.
- [8] McCabe J M, Croce K J. Optical coherence tomography[J]. Circulation, 2012, 126(17): 2140-2143.
- [9] Takada K, Yokohama I, Chida K, et al. New measurement system for fault location in optical waveguide devices based on an interferometric technique[J]. Applied Optics. 1987, 26(9): 1603-1606.
- [10] Puliafito C A, Hee M R, Lin C P, et al. Imaging of macular diseases with optical coherence tomography[J]. Ophthalmology. 1995, 102(2): 217-229.
- [11] Christopoulos V, Kagemann L, Wollstein G, et al. In vivo corneal high-speed, ultra - high-resolution optical coherence tomography[J]. Archives of ophthalmology. 2007, 125(8): 1027-1035.
- [12] Li Y, Tang M, Zhang X, et al. Pachymetric mapping with Fourier-domain optical coherence tomography[J]. Journal of Cataract & Refractive Surgery. 2010, 36(5): 826-831.
- [13] Tan H L, Li Z, Tan Y H, et al. A perceptually relevant MSE-based image quality metric[J]. IEEE

- Trans Image Process. 2013, 22(11): 4447-4459.
- [14] Qi Y, Ma H, Tong Y, et al. Image quality assessing model based on PSNR and SSIM[J]. Jisuanji Yingyong/ Journal of Computer Applications. 2007, 27(2): 503-506.
- [15] Mannos J, Sakrison D J. The effects of a visual fidelity criterion of the encoding of images[J]. Information Theory, IEEE Transactions on. 1974, 20(4): 525-536.
- [16] Bradley A P. A wavelet visible difference predictor[J]. Image Processing, IEEE Transactions on. 1999, 8(5): 717-730.
- [17] Lubin J. A human vision system model for objective picture quality measurements[C]// Broadcasting Convention, 1997. International. IET, 1997: 498-503.
- [18] Soundararajan R, Bovik A C. Survey of information theory in visual quality assessment[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(3): 391-401.
- [19] Han Y, Cai Y, Cao Y, et al. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity[J]. Information fusion, 2013, 14(2): 127-135.
- [20] Wang Z, Simoncelli E P. Reduced-reference image quality assessment using a wavelet-domain natural image statistic model[C]//International Society for Optics and Photonics, 2005: 149-159.
- [21] 张彪, 杨炳恒, 陈强等. 基于数字水印的无参考图像质量评估方法的研究[J]. 科技视界, 2014, 26: 004.
- [22] Jian Z, Yu L, Rao B, et al. Three-dimensional speckle suppression in optical coherence tomography based on the curvelet transform[J]. Optics express. 2010, 18(2): 1024-1032.
- [23] Fang L, Li S, Nie Q, et al. Sparsity based denoising of spectral domain optical coherence tomography images[J]. Biomedical optics express. 2012, 3(5): 927-942.
- [24] Stein D M, Ishikawa H, Hariprasad R, et al. A new quality assessment parameter for optical coherence tomography[J]. British Journal of Ophthalmology. 2006, 90(2): 186-190.
- [25] Barnum P, Chen M, Ishikawa H, et al. Local quality assessment for optical coherence tomography[C]//Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on. IEEE, 2008: 392-395.
- [26] Liu S, Paranjape A S, Elmaanaoui B, et al. Quality assessment for spectral domain optical coherence tomography (OCT) images[C]//SPIE BiOS: Biomedical Optics. International Society for Optics and Photonics, 2009: 71710X.
- [27] Huang Y, Gangaputra S, Lee K E, et al. Signal quality assessment of retinal optical coherence

- tomography images[J]. Investigative ophthalmology & visual science. 2012, 53(4): 2133-2141.
- [28] Pal S, Sheet D, Chakraborty A, et al. Comparative evaluation of speckle reduction algorithms in optical coherence tomography[C]//India Conference (INDICON), 2010 Annual IEEE. IEEE, 2010: 1-4.
- [29] Wu W, Tan O, Pappuru R R, et al. Assessment of frame-averaging algorithms in OCT image analysis[J]. Ophthalmic surgery, lasers & imaging retina. 2013, 44(2): 168-175.
- [30] Yuen M, Wu H R. A survey of hybrid MC/DPCM/DCT video coding distortions[J]. Signal processing. 1998, 70(3): 247-278.
- [31] Fiete R D. Image quality and λ FN/p for remote sensing systems[J]. Optical Engineering. 1999, 38(7): 1229-1240.
- [32] Ponomarenko N, Ereemeev O, Lukin V, et al. Statistical evaluation of no-reference image visual quality metrics[C]//Visual Information Processing (EUVIP), 2010 2nd European Workshop on. IEEE, 2010: 50-54.
- [33] Seshadrinathan K, Soundararajan R, Bovik A C, et al. Study of subjective and objective quality assessment of video[J]. Image Processing, IEEE transactions on, 2010, 19(6): 1427-1441.
- [34] Bhatnagar G, Jonathan Wu Q M, Liu Z. Human visual system inspired multi-modal medical image fusion framework[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(5): 1708-1720.
- [35] 廖斌, 许刚, 刘春颖. 基于高级视觉特性的感兴趣区域判定算法[J]. 计算机应用. 2006, 26(12): 2841-2847.
- [36] 祁钰. 适于全视觉图像感兴趣区域的信道编码研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008.
- [37] Barni M, Bartolini F, Piva A. Improved wavelet-based watermarking through pixel-wise masking[J]. Image Processing, IEEE Transactions on. 2001, 10(5): 783-791.
- [38] Wei P. Applications of generating functions in nonparametric tests[J]. Mathematica Jour. 2005, 9: 803-823.
- [39] 田媛. 灰度图像无参考质量评价方法研究[D]. 中国科学院研究生院 (长春光学精密机械与物理研究所), 2010.
- [40] 庞全, 王振华, 耿丽硕等. 基于分形维数的图像质量客观评价方法研究[J]. 中国图象图形学报. 2009, 14(4): 657-662.
- [41] 张肖宁, 孙杨勇. 岩石表面纹理的分形维数计算[J]. 计算机工程. 2010, 36(23): 277-279.

- [42] Sarkar N, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on. 1994, 24(1): 115-120.
- [43] 汪成亮, 乔鹤松, 陈娟娟. 基于纹理复杂度的自适应分数阶微分算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(7): 177-178,181.
- [44] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE image quality assessment database release 2[Z]. 2005.
- [45] 张桦, 夏一行, 周文晖. 基于注意转移机制的图像质量评价方法[J]. 仪器仪表学报, 2010(9): 2056-2061.
- [46] 武薇. 基于 OCT 图像的房角开放距离计算机辅助测量研究[D]. 浙江大学, 2012.
- [47] Morison G, Tieges Z, Kilborn K. Analysis of Electroencephalography Activity in Early Stage Alzheimer's Disease Using a Multiscale Statistical Complexity Measure[J]. Advanced Science Letters, 2013, 19(8): 2414-2418.
- [48] Morison G, Tieges Z, Kilborn K. Multiscale permutation statistical complexity measure analysis of EEG in patients with mild Alzheimer's disease[J]. Alzheimer's & Dementia: The Journal of the Alzheimer's Association, 2013, 9(4): 279.
- [49] 范影乐, 武传艳, 李轶等. 基于 C0 复杂度的语音端点检测技术研究[J]. 传感技术学报. 2006, 19(3): 750-753.
- [50] 夏敏磊. 语音端点检测技术研究[D]. 浙江大学, 2005.

附 录:

作者在读期间发表的学术论文及参加的科研项目

发表(录用)学术论文:

1. 基于非线性特征描述的视网膜OCT图像质量评价研究, 中国生物医学工程学报, 已投稿, 审稿中, 1/3。

授权(申请)专利:

发明专利

1. 一种基于逐层分级的OCT图像质量快速评价方法, 已公开, 201410232552.5, 2/3。
2. 基于 Schwalbe 线的眼前房角参数自动测量方法, 已公开, 201410138890.2, 2/4。

参与的科研项目:

1. 基于眼前房角 OCT 影像的青光眼计算机辅助诊断研究, 浙江省教育厅科研项目