视网膜图像类型和图像处理的应用

# 引言

随着现代医学领域的飞速发展图像处理技术在医学诊断、治疗和研究方面发挥着越来越关键的作用。从X光到磁共振成像，从组织切片到细胞观察，图像类型的多样性不仅提供了对人体内部结构和功能的深入洞察，也为医生们提供了更加准确的信息，以做出更明智的决策。

然而在这广阔的图像处理领域，眼科学领域的进步着实引人注目。眼睛作为人类感知世界的窗口，其结构和功能异常的诊断对于个体的生活质量和健康至关重要。根据世界卫生组织《2019年世界视力报告》，在全球22亿视力受损的人口中，有10亿视力受损的人群可以得到治疗或预防。同时研究表明，眼部检查有助于发现其他疾病的早期特征，如高血压、糖尿病、心血管相关的疾病[1] 。除此之外，近几年的研究表明，视网膜与许多神经退行性疾病也有很大的关系，例如常见的神经推行疾病——阿尔兹海默症(AD)，越来越多的证据表明AD患者的大脑和视网膜都会受到影响，并且这些病理变化具有显著的相关性[2] 。这些研究发现都离不开数字图像和图像处理技术。

本综述旨在探讨视网膜图像在眼科场景中的广泛应用以及图像处理技术在该领域中的关键作用。本文将深入研究不同类型的医学图像，包括眼底图像、OCT图像，探讨它们在不同疾病诊断和监测中的作用。同时，也将探讨图像处理技术、计算机视觉和深度学习等前沿技术在分析这些图像中所发挥的作用，以及它们如何帮助医生更早地发现疾病迹象。通过对视网膜图像和图像处理技术的应用进行全面深入的探讨，有望揭示眼科医学图像处理领域的最新进展。

# 视网膜图像类型与应用

眼底图像和光学相干断层扫描(OCT)技术作为现代眼科领域中的两大关键成像手段，为医生提供了深入了解眼部状况的窗口。本节将深入探讨眼底图像和OCT图像在眼科诊断中的应用和价值。

## 彩色眼底图像

彩色眼底图像是眼睛内表面的反射，通常由图像传感器记录为RGB彩色图像。它包含可观测的生物结构信息，如视网膜表面、视网膜血管、黄斑和视神经盘。血管和后视网膜色素会吸收蓝色光谱，使得前视网膜层的可见性得以增强，绿色光谱被视网膜色素反射，提供更多来自视网膜表面以下的信息，使用其滤光片可以提高视网膜层的可视化。红色光谱与脉络膜层相关，包含有关脉络膜破裂、脉络膜痣、脉络膜黑色素瘤和色素紊乱等内容[5- 6] 。眼底图像可以帮助诊断和监测多种眼部疾病，如青光眼、年龄相关性视网膜病变(AMD)、糖尿病视网膜病变等。

### 彩色眼底图像在青光眼中的应用

青光眼是由于眼内压升高导致连接眼睛和大脑的视神经受损的一种眼部疾病[7] 。青光眼的危害极大，同时患病率也很高，全世界有大量成年人被诊断出患有青光眼，有研究称预计到2040年，青光眼患者将超过1.182亿人[8- 10] 。青光眼是导致视力丧失的第二大常见原因[11] 。本节将研究基于彩色眼底图像的青光眼检测方法，由于随着技术的发展以及机器学习和深度学习的应用，自动检测青光眼具有极大的前景，故以下内容均为自动检测的研究。

Hu等人[12] 提出了一种基于眼底图像的视盘和视杯分割方法用于青光眼的诊断。该方法同时利用了颜色差异信息和血管弯曲信息来确定视杯的边界。实验表明，仅与使用颜色信息或血管信息的方法相比，该方法可以获得更一致的视杯分割结果，之后计算相关的参数如CDR比例、视盘环的厚度进一步判断青光眼的可能。最近,Shoukat等人(2023)[13] 提出了一种基于深度学习的自动青光眼检测方法。该方法使用了彩色眼底图像作为研究对象。研究者采用了卷积神经网络和迁移学习方法,使用预训练的ResNet-50架构来进行图像分类。为了获得更加鲁棒的结果,他们对图像进行了灰度转换预处理,并采用了数据增强技术来避免模型过拟合(Shoukat et al., 2023)。在G1020、RIM-ONE、ORIGA和DRISHTI-GS等公开数据集上进行训练和测试,结果表明该方法可以达到98.48%的检测准确率、99.30%的敏感度以及97%的AUC值。该研究表明,基于深度学习和彩色眼底图像的自动青光眼检测方法可以获得非常高的诊断性能。

在(Hu et al., 2023)[14] 研究中,作者提出了一个扩展的模型,可以预测在特定未来时间点患上青光眼的概率。该模型通过同时将时间条件输入编码器和解码器,实现了对特定时间点的预测。实验结果显示,与只能预测下一个时间点的模型相比,作者的模型可以更准确地预测特定时间点的结果。这为临床医生提供了更丰富的信息,可以帮助他们进行更明智的决策,以便监测、提前检测和及时治疗,以减缓或停止青光眼的进展。该研究开创了基于变压器的模型预测特定时间结果的先河,为其他研究提供了参考。

Tadisetty等人(2023)[15] 提出了一种基于修改后的U-Net模型的青光眼检测方法。该方法使用彩色眼底图像作为输入,通过U-Net模型提取特征并进行图像重构,然后进行Canny边缘检测和膨胀来检测眼底图像中的视盘边缘和视乳头边缘(Tadisetty et al., 2023)。在ORIGA、RIM-ONE v3、REFUGE和Drishti-GS等公开数据集上实验表明,该方法可以准确识别视盘和视乳头的边缘,达到了很好的分割性能,为后续的CDR分析提供了基础。这表明基于深度学习和彩色眼底图像的方法在青光眼的早期检测中具有潜力。

### 彩色眼底图像在DR中的应用

根据Saleh G A,[16] 等人在综述中的介绍，彩色眼底图像在DR的筛查和临床试验中被广泛使用，因为其可以很好地显示DR的症状，如黄斑水肿和增生性DR。通过眼底图像可以观察到微血管瘤、液性渗出、点状和斑块状出血等病变。

标准的眼底摄影可以拍摄视网膜后极的30-50度图像,包括黄斑和视神经,通过拼接多个视野可以获得75度视野。超广角眼底摄影可以拍摄200度视野,覆盖80%的视网膜总面积,理论上可以更好地检测周围视网膜病变,但仪器昂贵,存在图像畸变等局限性,因此标准的30度眼底摄影仍然是最佳选择。彩色眼底图像可以应用于DR的分级评估[16] 。早期治疗糖尿病视网膜病变研究(ETDRS)对DR进行了1-13级的严重程度评分,基于彩色眼底图像的视野合并技术,这一评分体系被广泛应用于临床。

Oulhadj等人[17] 提出了一种基于小波变换和改进的Capsule网络的方法。他们首先对视网膜图像进行三级小波分解,以获取不同频率信息。然后使用修改后的inception module融合三级图像信息,该module包含三条路径,对不同分解级别的图像使用不同卷积核[17] 。接着,使用混合深度模型将inception module的输出连接到Capsule网络,最后使用改进的胶囊网络进行DR分级。在APTOS公开数据集上的验证结果显示,该方法取得了97.71%的训练集准确率和86.54%的测试集准确率,表现优于其他方法[17] 。该工作的创新之处在于首次将小波变换与深度网络结合进行DR检测,为糖尿病视网膜病变的计算机辅助检测提供了一个有效的思路。

Mohan等人[18] 提出了一种基于联合学习的糖尿病视网膜病变(DR)分级方法DRFL。他们从公开数据库中收集了包含不同DR严重程度的眼底图像,并将数据划分给5个节点。每个节点都使用不同的预处理方法(如CLAHE、熵图像等)处理图像,以代表不同医疗机构收集的数据。然后使用提出的包含多尺度特征提取的深度网络作为中心服务器模型对客户节点进行训练,并结合FedAvg方法以及分类交叉熵损失函数的中位数,迭代更新中心模型的参数[18] 。该方法在5个节点上获得了98.6%的准确率和97.5%的F1得分,优于其他方法。该工作展示了联合学习在跨医疗机构的DR检测中的应用潜力。

### 眼底图像在AMD中的应用

## 

# 图像处理方法

# 图像处理应用

# 挑战和未来展望

# 结论

# 参考文献

1. Priyadharsini C, Kannan R J. Retinal image enhancement based on color dominance of image [J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 14.
2. Tadokoro K, Yamashita T, Kimura S, Nomura E, Ohta Y, Omote Y, Takemoto M, Hishikawa N, Morihara R, Morizane Y, Abe K. Retinal Amyloid Imaging for Screening Alzheimer's Disease. J Alzheimers Dis. 2021;83(2):927-934. doi: 10.3233/JAD-210327.
3. Selvam S, Kumar T, Fruttiger M. Retinal vasculature development in health and disease. Prog Retin Eye Res. 2018 Mar;63:1-19. doi: 10.1016/j.preteyeres.2017.11.001. Epub 2017 Nov 10.
4. Jeong Y, Hong Y-J, Han J-H. Review of Machine Learning Applications Using Retinal Fundus Images [J]. Diagnostics, 2022, 12(1).
5. Selvam S, Kumar T, Fruttiger M. Retinal vasculature development in health and disease. Prog Retin Eye Res. 2018 Mar;63:1-19. doi: 10.1016/j.preteyeres.2017.11.001. Epub 2017 Nov 10.
6. Jeong Y, Hong Y-J, Han J-H. Review of Machine Learning Applications Using Retinal Fundus Images [J]. Diagnostics, 2022, 12(1).
7. Sarki R, Ahmed K, Wang H, Zhang Y. Automatic detection of diabetic eye disease through deep learning using fundus images: a survey. IEEE Access. 2020;8:151133–49.
8. Bala MP, Rajalakshmi P, Sindhuja AM, Naganandhini S (2021) A review on recent development for diagnosis of glaucoma. Ann Rom Soc Cell Biol 25(3):2723–2736
9. Ahmad H, Yamin A, Shakeel A, Gillani SO, Ansari U (2014) Detection of glaucoma using retinal fundus images. In: 2014 International conference on robotics and emerging allied technologies in engineering (iCREATE)
10. Abbas Q, Qureshi I, Yan J, et al. Machine Learning Methods for Diagnosis of Eye‑Related Diseases: A Systematic Review Study Based on Ophthalmic Imaging Modalities [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(6): 3861-918.
11. Khalil T, Akram MU, Khalid S, Dar SH, Ali N (2021) A study to identify limitations of existing automated systems to detect glaucoma at initial and curable stage. Int J Imaging Syst Technol 31(3):1155–1173
12. Hu M, Zhu C, Li X, et al. Optic cup segmentation from fundus images for glaucoma diagnosis [J]. Bioengineered, 2017, 8(1): 21-8.
13. Shoukat A, Akbar S, Hassan S A, et al. Automatic Diagnosis of Glaucoma from Retinal Images Using Deep Learning Approach [J]. Diagnostics, 2023, 13(10).
14. Hu X, Zhang L-X, Gao L, et al. GLIM-Net: Chronic Glaucoma Forecast Transformer for Irregularly Sampled Sequential Fundus Images [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2023, 42(6): 1875-84.
15. Tadisetty S, Chodavarapu R, Jin R, et al. Identifying the Edges of the Optic Cup and the Optic Disc in Glaucoma Patients by Segmentation [J]. Sensors, 2023, 23(10).
16. Saleh G A, Batouty N M, Haggag S, et al. The Role of Medical Image Modalities and AI in the Early Detection, Diagnosis and Grading of Retinal Diseases: A Survey [J]. Bioengineering-Basel, 2022, 9(8).
17. Oulhadj M, Riffi J, Khodriss C, et al. Diabetic Retinopathy Prediction Based on Wavelet Decomposition and Modified Capsule Network [J]. Journal of Digital Imaging, 2023, 36(4): 1739-51.
18. Mohan N J, Murugan R, Goel T, et al. DRFL: Federated Learning in Diabetic Retinopathy Grading Using Fundus Images [J]. Ieee Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2023, 34(6): 1789-801.