

# 基于 3D-LeNet 的眼底组织的顺应性分类预测

周崇保<sup>1</sup> 邵思远<sup>1</sup> 张旭博<sup>1</sup> 王豫松<sup>1</sup> 熊智良<sup>1</sup> 龚明明<sup>2</sup>

1. 河南工业大学人工智能与大数据学院 河南郑州 450001

2. 科大讯飞股份有限公司 安徽合肥 230088

**摘要：**近视作为全球范围内的重大公共卫生问题，尤其在中国青少年中发病率持续上升，已引发广泛关注。眼球后部巩膜的生物力学特性与病理性近视的进展密切相关，因此研究其顺应性对近视风险预测具有重要意义。本文提出了一种基于 nnU-Net 与 3D-LeNet 的眼底组织顺应性分类方法。首先，使用 nnU-Net 对眼底组织 OCT 图像进行分割，提取有效应变场和主应变等生物力学指标，继而通过 3D-LeNet 模型实现对眼底组织顺应性的分类。研究表明，该方法在分割和分类任务中均表现出色，AUC 值达到 0.8 以上，为近视进展预测提供了新的技术支持。该研究为眼科领域中眼底组织生物力学特性的研究与应用提供了有效手段。

**关键词：**眼底组织；顺应性预测；nnU-Net；3D-LeNet；深度学习

中图分类号：TP391 文献标识码：A 文章编号：1003-9767 (2024) 16-021-04

## 引言

近视是最常见的屈光不正，已成为全球的重大公共卫生问题。在中国，儿童青少年近视的发病率正迅速上升。据最新数据显示，我国儿童青少年的总体近视发病率已超过 50%，其中中小学生的近视率为 36%，初中生为 65%，高中生则高达 81%。全球范围内，近视在不同年龄组的患病率差异明显<sup>[1]</sup>。

病理性近视的一个重要表现为眼轴异常增长。眼轴病理性增长的风险可能与眼球后部巩膜的生物力学属性相关。因此，后巩膜生物力学属性及其变化规律有可能成为预测近视进展并指示近视早期病理变化的指标<sup>[2]</sup>，后巩膜生物力学属性及其变化规律需要我们对眼底组织的顺应性进行测量并分类。目前，眼底组织的顺应性分类面临较大挑战，基于人工智能和多模影像学的近视风险预测技术及其前沿研究在解决这一技术难题方面具有重大意义。

对于此问题，本次研究提出了一种眼底组织的顺应性分类方法，并实现了眼底组织的自动分割。研究的基本流程大致分为三步：眼底组织分割，三维应变场的计算，以及眼底组织顺应性预测模型，如图 1 所示。



图 1 研究整体流程图

通过此技术有望为眼科医学提供更多近视预测思路<sup>[3]</sup>。

## 1 眼底组织自动分割

通过对眼底组织的分析，可以更好地理解眼部生物力学特性，从而预测近视的进展和相关并发症。

### 1.1 数据说明

本研究所需的多模影像数据集，来自中国人民解放军空军特色医学中心，并得到了使用的批准。数据集的内容包括眼底组织照相、OCT 图像，并按照不同病人的编号进行存放，每个文件夹包括左、右眼的基线图像和力学加载图像，图像的格式为 DICOM。数据集如图 2 所示。

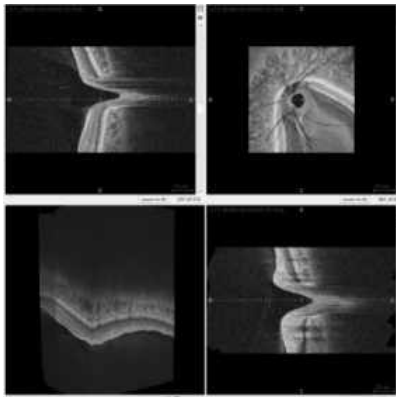


图2 眼底组织 OCT 图像

### 1.2 数据预处理

在查看数据集的眼底组织 OCT 图像后，发现数据集的眼底组织 OCT 图片中存在大量噪点，这些噪点会对之后的实验效果造成负面影响。通过查看数据集的噪点类型后，判断噪声为椒盐噪声，使用高斯滤波可以对减少噪点产生良好的效果。使用高斯滤波之后的图像不仅保留了边缘的信息，并且可以很好地去除噪点<sup>[4]</sup>。

在实现模型自动分割过程中，需要使用带有标签的数据集，而本研究的数据集中仅有眼底组织 OCT 图片，需要手工制作标签文件，对比多种医学图像分割软件后，选择 ITK-SNAP 的半自动分割方法制作标签，ITK-SNAP 的自动分割功能通过手动调整阈值选择需要的部分，并使用种子自动生成的方法覆盖需要的组织，实现半自动分割，标签数据如图 3 所示。

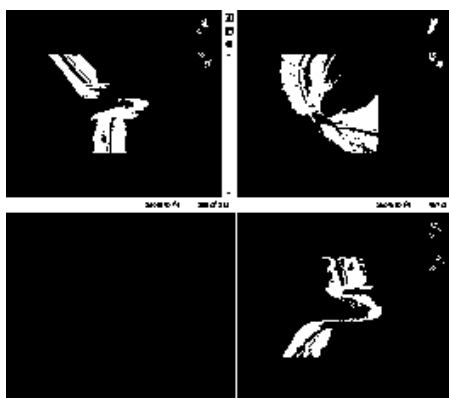


图3 眼底组织分割后标签数据展示

### 1.3 nnU-Net 自动分割

在获得标签数据后，采用 nnU-Net 模型对眼底组织 OCT 图像进行分割训练。nnU-Net 在医学图像处理领域表现出色，尤其在处理复杂的解剖结构时具有显著优势。它的

编码器—解码器结构能够有效提取多层次特征，自动调整参数，适应不同的医学影像数据。此外 nnU-Net 集成了数据增强技术，通过对图像的多种变换方法，增强模型的泛化能力，从而提升分割精度<sup>[5]</sup>。

在训练模型时使用了 3D full resolution U-Net（3D 全分辨率 U-Net 配置），3D 全分辨率 U-Net 配置在三维图像上可以实现高质量的分割训练，且耗费的训练时间少，在大规模的 OCT 图像数据分割训练时尤为合适<sup>[6]</sup>。另外，训练采用五折交叉验证法作为验证方法。在每个训练轮次中，通过观察各项指标的变化来评估训练效果；训练结束后，可对每轮的参数进行分析以深入理解模型的表现，模型训练数据变化如图 4 所示。

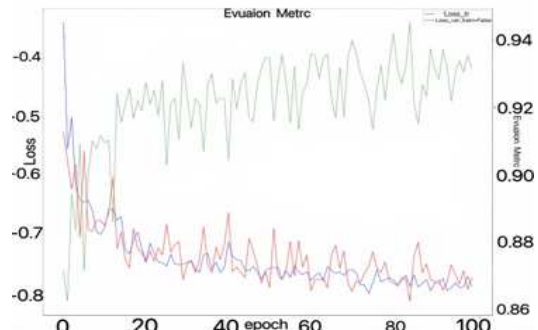


图4 训练过程中指标变化折线图

训练过程中训练（蓝色）和验证（红色）损失的图，以及评估指标的近似值（绿色），此近似值为前景类的平均 Dice 分数。通过折线图可以看出在训练的 100 轮的过程中，各个损失值在下降，而平均 Dice 分数在上升，最终达到 94%，能够得出本次模型的训练效果良好，可以在分割任务上实现高质量分割<sup>[7]</sup>。

模型训练完成后，选取最佳训练结果进行预测分析，得到的图像分割效果良好，如图 5 所示。

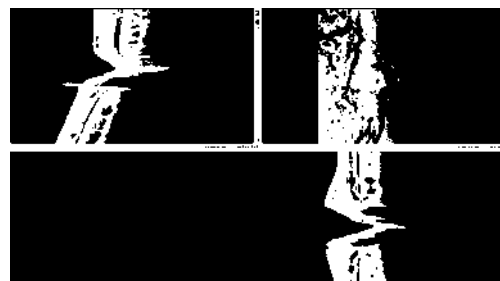


图5 使用 nnU-Net 自动分割眼底组织

nnU-Net 自动分割的实现为后续的眼底组织顺应性分类预测任务提供了更高的准确性。

## 2 眼底组织顺应性分类预测

### 2.1 提取三维应变场

在对眼底组织的图像自动分割后，使用传统三维应变场提取方法来对眼底组织进行处理。对分割后的图像进行图像读取与预处理、对图像进行配准，并计算位移场、计算位移梯度、计算应变张量、计算有效应变和主要应变<sup>[8]</sup>。

通过眼底组织分割结果与传统三维应变场的提取，获得了大量的 NIFTI 文件数据。这些数据包括了眼底组织的有效应变、第一主应变和第三主应变。其中，有效应变通常结合了不同方向上应变的效应，用于量化材料在多轴加载条件下的整体变形。

第一主应变是材料特定状态下的最大正应变，这一值表示材料在一个方向上经历的最大拉伸或压缩情况。第三主应变是材料在特定状态下的最小正应变，这一值描述了材料在一个方向上经历的最小变形。

### 2.2 计算眼底组织顺应性

传统眼底组织顺应性值的计算方法：设  $S$  是顺应性值， $J_{\text{effective}}$  是有效应变， $\sigma$  是应力。顺应性可以用以下公式表示：

$$S = \frac{J_{\text{effective}}}{\sigma} \quad (1)$$

对于应力大小数据不全的情况下，本研究按照数据的特点提出以下顺应性的计算方法： $S_{\text{avg}}$  是通过均值计算得到的顺应性值， $J_{\text{effective}}$  是有效应变， $J_{1st}$  是第一主应变， $J_{3rd}$  是第三主应变。综合的顺应性值可以用以下公式表示：

$$S_{\text{avg}} = \frac{J_{\text{effective}} + J_{1st} + J_{3rd}}{3} \quad (2)$$

通过公式得到的眼底组织顺应性数据实现了多种应变整合。与传统的单一应变类型计算顺应性的方法相比，该方法不仅包含有效应变，还结合了第一主应变和第三主应变，包含组织在多个方向上的变形特征。通过对这三种应变类型求均值运算，能够更全面地反映眼底组织在复杂应力状态下的变形情况。此外，该方法简化了多参数分析。传统的应力应变关系通常需要进行大量参数和数据计算，包括计算每个点的应变分量，并对不同方向的应力应变分布进行数学推导，过程相对复杂。而本方法通过均值计算简化了这一过程，使其易于理解，更适合大规模数据的处理<sup>[9]</sup>。

顺应性值的计算依赖于自动分割生成的真实准确的测量数据，因此所计算的顺应性值能够反映眼底组织的真实物理属性。相比于传统的理论模型推导，这种方法具有更高的实用性和可靠性。同时，该方法的适应性强，可适用于不同类型的组织或材料，只需调整数据，从而使其在生物医学工程和材料科学等领域具有广泛的应用前景<sup>[10]</sup>。

### 2.3 3D-LeNet 模型训练预测

3D-LeNet 是一种深度学习模型，使用三维卷积层，能够直接处理三维输入数据，如体积数据或视频帧序列，从而捕捉空间和时间上的特征。相比之下，传统的 2D 卷积网络只能处理单个切片或将多个切片视为独立的二维平面，容易丢失跨切片间的重要信息。3D-LeNet 使用的三维卷积操作能够同时在三个维度上提取特征，这使得 3D-LeNet 能够捕捉到在不同平面之间的上下文依赖，而这些依赖在医学影像上往往是重要的。同时，3D-LeNet 还结合使用 Dropout、批量归一化等正则化技术，以增强模型的泛化能力<sup>[11]</sup>。

使用顺应性计算结果以及眼底组织分割结果进行 3D-LeNet 模型训练，并仅使用基线图像进行眼底组织顺应性预测分析，得到的数据统计如表 1 所示：

表 1 模型预测结果

类别	准确率	召回率	精确率	F1 分数
A	0.818	0.800	0.800	0.800
B	0.750	0.625	0.833	0.714
C	0.750	0.625	0.833	0.714
D	0.750	0.750	0.750	0.750

由上表可知，通过对训练数据进行大量的顺应性值的计算，然后按照顺应性值从小到大均分为四类，顺应性值最大的部分标记为 A 类，其余依次划分为 B、C、D，对于四种顺应性级别的分类预测，模型都有良好的效果。

如图 6 所示，可以看到眼底组织顺应性预测各类别的 ROC 曲线。这些曲线可以直观地表现出模型对每一个顺应性类别预测的性能高低。

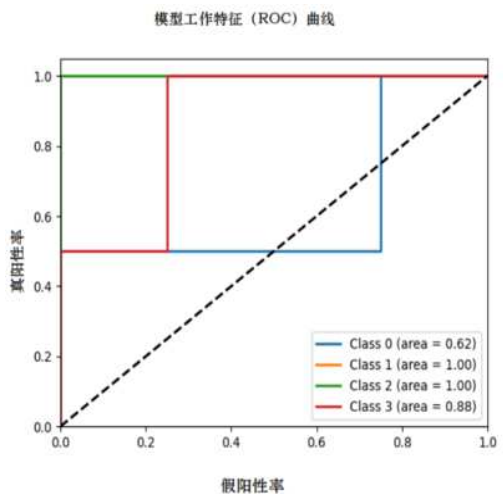


图6 模型对眼底组织顺应性类别的预测性能

### 3 结束语

本研究提出了一种基于3D-LeNet的眼底组织顺应性分类方法，结合了nnU-Net模型的医学图像分割能力与三维卷积神经网络的强大特征提取能力。通过对眼底组织OCT图像的分割与三维应变场的计算，成功实现了对眼底组织的顺应性预测，并将顺应性值划分为不同的类别。研究结果表明，模型在各项评估指标上均取得了较好的性能。

该研究不仅为近视进展的早期预测提供了新的技术手段，同时也为未来的眼底组织生物力学特性研究提供了更多的数据支持和分析方法

未来的研究可以在更大规模的数据集上进一步验证该方法的稳定性和泛化能力，并尝试引入更多先进的深度学习技术，以提高模型的预测精度和计算效率。

### 参考文献：

[1] Verhoeven, V. J., et al. (2023). "The global burden of myopia: Trends and implications for the future." *Ophthalmology*, 130(5), 491-499.

[2] Chua, W. H., et al. (2016). "The role of scleral biomechanics in myopia progression." *Progress in Retinal and Eye Research*, 51, 1-21.

[3] Li, T., et al. (2024). "AI-driven models for predicting myopia progression: A systematic review." *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 14(2), 102-115.

[4] 朱晓东, 李伟, 王小明 (2020)。"基于改进的非局部均值算法的OCT图像降噪研究。"《光学学报》, 40(5), 1234-1240.

[5] Dong, Z., et al. (2022). "Deep Learning for Biomedical Image Segmentation: A Survey." *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(1), 21-36.

[6] 刘洋, 张华, 陈静 (2019)。“OCT图像处理技术的研究进展。”《激光与光电子学进展》, 56(3), 456-462.

[7] Isensee, F., Becker, H., Maier-Hein, K.H., et al. (2019). nnU-Net: Self-adapting Framework for U-Net-Based Medical Image Segmentation. arXiv preprint arXiv:1904.01121.

[8] 王磊, 李强, 张伟 (2021)。“基于数字图像相关技术的三维应变场测量及其应用研究。”《材料科学与工程学报》, 39(4), 789-795.

[9] 陈刚, 赵云, 孙鹏 (2022)。“三维应变场在生物材料中的应用研究。”《实验力学》, 58(2), 345-352.

[10] Baker, R. M., et al. (2018). "Mechanical Properties of Biological Tissues: A Review." *Journal of Biomechanics*, 74, 1-12.

[11] Wang, Y., et al. (2020). "3D Convolutional Neural Networks for Medical Image Analysis: A Review." *Medical Image Analysis*, 62, 101612.

### 作者简介：

周崇保 (2004-), 男, 河南信阳人, 学生, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

邵思远 (2004-), 男, 河南郑州人, 学生, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

张旭博 (2004-), 男, 河南周口人, 学生, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

王豫松 (2004-), 男, 河南信阳人, 学生, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

熊智良 (2003-), 男, 河南平顶山人, 学生, 本科, 主要研究方向为计算机视觉。

龚明明 (1992-), 男, 河南项城人, 高级工程师, 硕士, 主要研究方向为自然语言处理、大语言模型。

【附】第一作者简介：周崇保 (ORCID:0009-0003-0241-651X), 男, 2004年4月出生, 河南信阳人, 本科。研究方向：人工智能医学图像处理。

通信作者简介：邵思远 (ORCID:0009-0002-7880-3105), 男, 2004年6月出生, 河南郑州人, 本科。研究方向：人工智能医学图像处理。