·临床研究·

基于 3D 体素残差网络的阿尔兹海默症患者脑部 MRI 图像多模态分类研究

陆安[1] 钟慧芳[2]

（1.中山市中医院，中山 528400；2.广东医科大学生物医学工程学院，东莞 523000）

【摘要】 **目的** 探讨利用深度学习的识别分类方法来解决传统阿尔兹海默症检测与评估手段所存在的繁琐、耗时等问题，以提高诊断和预测的速度与准确度。**方法** 从ADNI获取核磁共振成像图像数据。预处理阶段，利用MIPAV医学图像处理软件和3D Slicer对MRI图像进行AC-PC校准、空间标准化、颅骨剥离、偏置校正。预处理后的数据转化为5D张量，并输入至Pytorch环境中的体素残差网络（VoxResNet）模型进行训练。训练过程中，采用L2正则化、带动量的SGD优化器和交叉熵损失函数对模型进行优化。模型性能通过分析训练集损失、验证集损失和验证集准确率的变化曲线进行评估。**结果** 二分类任务中，模型表现出色，验证集准确率90.18%，ROC-AUC值为0.882，表明其对阿尔茨海默症患者和正常认知者的区分能力强。三分类任务中，模型验证集准确率较低，出现欠拟合现象。**结论** 基于3D VoxResNet的脑部MRI识别方法，可为AD早期诊断和治疗提供一定的参考价值。

【关键词】 阿尔兹海默症；深度学习；核磁共振成像；VoxResNet模型

【中图分类号】 TH77; R445.2 【文献标识码】 A 【DOI】 10.11876/mimt202502012

Multimodal Classification of Brain MRI Images in Alzheimer's Disease Patients Using 3D VoxResNet

Lu An[1], Zhong Huifang[2]

(1. Zhongshan Hospital of Traditional Chinese Medicine, Zhongshan 528400, China;2. College of Biomedical Engineering, Guangdong Medical University, Dongguan 523000, China)

【**Abstract**】 **Objective** To explore deep learning-based recognition and classification methods to address the cumbersome and time-consuming issues of traditional Alzheimer's disease (AD) detection and assessment, thereby improving diagnostic and predictive speed and accuracy. **Methods** MRI data were obtained from the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI). During preprocessing, MIPAV medical image processing software and 3D Slicer were used for AC-PC alignment, spatial normalization, skull stripping, and bias correction. The preprocessed data were converted into 5D tensors and input into a voxel residual network (VoxResNet) model in PyTorch for training. The training process employed L2 regularization, stochastic gradient descent (SGD) with momentum, and cross-entropy loss for optimization. Model performance was evaluated by analyzing the training loss, validation loss, and validation accuracy curves.**Results** In binary classification tasks, the model performed exceptionally well, achieving a validation accuracy of 90.18%and an ROC-AUC value of 0.882, demonstrating strong discriminative ability between AD patients and cognitively normal individuals. However, in ternary classification tasks, the model exhibited lower validation accuracy, indicating underfitting.**Conclusion** The 3D VoxResNet-based MRI recognition method can provide valuable insights for early AD diagnosis and treatment.

【**Key words**】 Alzheimer's disease; Deep learning; Magnetic resonance imaging; VoxResNet model

基金项目：中山市社会公益与基础研究项目（2024B1062）；广东省医学会医学工程学分会青年委员会面上项目课题（2025-GDMAMS-02）

第一作者：陆安，男，本科，工程师，研究方向：医疗设备管理和医学图像处理

阿尔茨海默症（Alzheimer's Disease，AD）是老年人群中较为常见的神经系统退行性疾病，对健康构成严重威胁。2019年，AD被正式列为美国第六大死因[1]。全球已有超过3000万人患有AD，预计到2050年，这一数字将增至约1亿人。AD作为痴呆类疾病中发病率最高的病症，备受关注[2]。在AD的诊断研究中，脑部MRI图像分析已成为重要手段。MRI具有空间分辨率高、非侵入性和多系统反映等优势，是AD诊断的重要影像工具。然而，仅依靠人工观察，难以保证对脑部成像微小变化诊断的准确性。传统机器学习方法，如决策树、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）及随机森林等，虽在该领域取得了一定成果，但由于其处理复杂 MRI数据的能力有限，存在特征提取烦琐、误差大、效率低以及分类精度有待提高等问题[3]。

近年来，深度学习技术的兴起为MRI图像分类带来了新的突破。深度学习方法凭借其强大的特征学习能力、高稳定性和快速训练效率，在自动提取和表征高级语义特征方面展现出显著优势，逐渐成为脑部MRI图像分类的主流技术。Pan等[4]通过CNN-EL方方法将卷积神经网络与集成学习相结合，显著提升了对早期灰质萎缩特征的敏感性。但该方法仅专注于二分类任务，未能解决AD与MCI亚型的多分类复杂性问题。Basheera等[5]则利用CNN从脑体素中提取灰质特征，结合预处理技术，实现了高准确率的AD、正常认知者（Cognitively Normal，CN）、轻度认知障碍（Mild Cognitive Impairment，MCI）三分类。但复杂的预处理流程大幅增加了计算成本，限制了临床部署的可行性。Abrol等[6]提出的3D CNN+BRNN混合模型在ADNI数据集上取得超90%的分类性能，证明了多模态时序特征融合的有效性，但模型参数量激增导致训练耗时过长，且对硬件资源的高需求与医疗场景的轻量化需求存在矛盾。Basaia等[7]通过跨数据库验证3D CNN 模型，证实了其在ADNI、OASIS等不同数据集上的泛化能力。但不同中心MRI扫描协议差异导致的特征分布偏移，仍可能削弱模型鲁棒性。Chen等[8]提出的体素残差网络（Voxel-based Residual Networks，VoxResNet）通过深度体素残差学习机制，在脑组织分割任务中展现出良好性能，其三维残差模块设计不仅能有效提取多尺度空间特征，还能通过跳跃连接缓解梯度消失问题，这对捕捉AD相关的灰质细微萎缩特征具有重要价值。本课题组在其三维特征表征优势的基础上，通过轻量化预处理流程降低数据标准化复杂度，设计优化器与损失函数，同时结合L2正则化技术提升分类精度，提高模型的运行效率，有效解决复杂数据预处理与模型调优的难题，为AD的高效诊断提供了有力支持。

1 材料和方法

1.1 数据集

阿尔兹海默神经影像计划（Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative，ADNI）是一个专门为研究AD治疗试验的设计提供数据信息的公共数据集，旨在开发临床、影像学、遗传学以及生物标志物，用于早期AD和AD患病进程的跟踪。ADNI数据集整合了多模态临床与影像数据（如MRI、PET、脑脊液生物标志物等），其样本覆盖55～90岁人群，包含CN、MCI及AD患者的多维度特征，为构建AD早期分类模型提供了关键数据基础。数据集的跨中心采集特性增强了模型训练的多样性，但人口学分布差异（如年龄跨度、性别比例）需在建模时通过标准化或分层抽样处理，以降低偏倚风险。

本课题组研究聚焦于ADNI数据库中符合特定标准的MRI图像子集，样本集的选取标准如下：（1）首次拍摄且以 NIFTI 格式存储的MRI图像；（2）3T场强、磁化准备快速梯度回波和反转恢复快速扰相梯度回波序列、1.2mm断层厚度、TE在2～10ms、TR在 500～1500ms之间的 3D T1加权MRI图像。样本集数量及年龄情况：年龄范围为55～90岁，包括430例AD患者、608例MCI个体及834例CN对照，见表1。

表1 样本集三种诊断类别在年龄上的分布

年龄（岁）	CN	MCI	AD
50～59	5	37	22
60～69	107	111	64
70～79	456	299	200
80～89	241	124	132
Above 89	25	37	12
总计	834	608	430

1.2 图像预处理

在神经影像数据分析中，数据集预处理是一项关键步骤。由于原始的磁共振成像（Magnetic Resonance Imaging，MRI）图像之间存在显著的形态和扫描条件差异，这会影响数据分析的准确性和可靠性。此外，颅骨等非脑组织的存在会干扰对脑部结构的观察，同时图像亮度和对比度的不均匀性也会降低数据质量。为解决这些问题，本课题组首先通过AC-PC校准和空间标准化[9]，统一不同参与者的图像坐标系和解剖结构。其次，利用颅骨剥离技术去除颅骨等非脑组织，提升了分析精度。最

后，通过偏置校正解决图像亮度和对比度不均匀的问题，确保数据输入的一致性。

1.2.1 AC-PC 校准

前联合（Anterior Commissure，AC）后缘中点至后联合（Posterior Commissure，PC）前缘中点的连线为 AC–PC，以其为中心建立三维坐标系，便于不同人脑数据的比较。基于斯坦福大学脑科学中心的 AC–PC 校准方法，可将大脑校准至标准坐标系中心，减少 MRI 图像差异[10,11]。本研究使用美国国立卫生研究院开发的 MIPAV 软件进行手动 AC–PC 校准：导入 nii 格式的 sMRI 图像后，选择“algorithm–brain tools–ACPC”，在矢状面标记 AC 上边缘、AC 后缘、PC 下缘及两个中矢状点，点击“Apply”完成校准。图 1 和图 2 分别展示了手动校准过程及校正前后的矢状面图像。

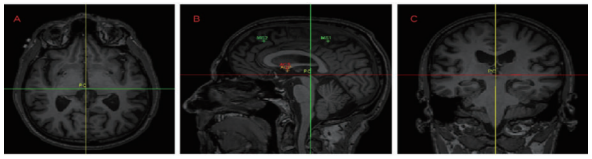


图 1 AC–PC 校准的 MRI 图像示例

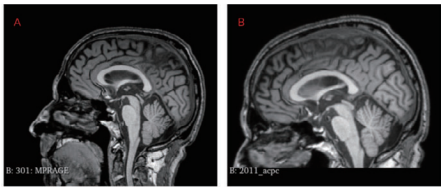


图 2 校准前（左）和校准后（右）的矢状面切面图像

1.2.2 空间标准化

空间归一化通过将个体 MRI 数据配准至 MNI152 标准空间，消除解剖结构差异，实现数据标准化。MNI152 模板是基于蒙特利尔神经学研究所的 152 个正常大脑样本，通过高分辨率 MRI 扫描而创建的，广泛应用于脑成像研究，便于数据分析和比较[12,13]。本课题采用 MNI152 非线性不对称模板（1 mm 分辨率），在 3D Slicer 中调用 Elastix 插件，完成个体脑到 MNI 空间的非线性映射，如图 3 所示。

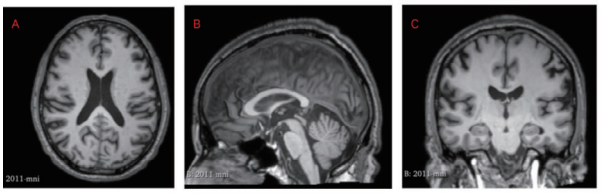


图 3 MRI 图像的空间归一化示例

注：A. 显示空间归一化后 MRI 图像的水平面视图；B. 显示同一 MRI 图像的矢状位视图；C. 显示同一 MRI 图像的冠状面视图。

1.2.3 颅骨剥离与组织分割

颅骨剥离是 MRI 图像预处理的关键步骤，目的是从全脑 MRI 中自动或半自动地分离脑组织（灰质、白质、脑脊液），并剔除非脑组织（如头皮、硬脑膜等），从而优化脑部解剖结构的可视化和分析[14,15]。因颅骨、头皮等非脑组织与脑脊液或灰质的信号强度可能高度相似，未剥离的颅骨可能会被误分类为高信号脑区，造成信号重叠问题，影响阿尔茨海默症的定量评估。进行颅骨剥离一方面可以消除非脑组织的干扰，提高后续模型学习的准确率，另一方面可以减少 60% ~ 80% 的图像体素数量，显著降低配准、分割等计算密集型任务的耗时。本课题使用 3D Slicer 中的“Swiss Skull Stripper”插件进行自动分割。MRI 脑部影像的颅骨剥离示例如图 4 所示。

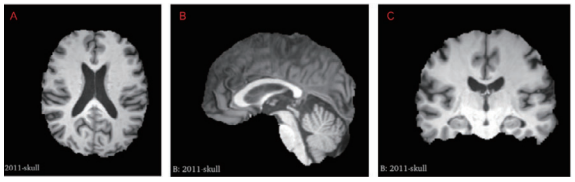


图 4 MRI 脑部影像的颅骨剥离示例

注：A. 显示颅骨剥离后 MRI 图像的水平面视图；B. 显示同一 MRI 图像的矢状位视图；C. 显示同一 MRI 图像的冠状面视图。

1.2.4 偏置校正

在采集 MRI 图像时，由于射频线圈灵敏度差异、磁场不均匀性等影响，常出现低频强度变化，导致图像局部亮度渐变，显著降低脑区分割、定量分析和多模态配准的精度[16]。偏置校正是通过估计并去除偏置场的影响来提高 MRI 图像的质量，以获得质量更高、更均匀的数据输入后续的处理流程[17–19]。N4 场偏置校正是 MRI 图像预处理中用于纠正强度不均匀性的关键算法，由 Tustison 等基于经典 N3 算法改进而来。本课题使用 3D Slicer 进行 N4 场偏置校正，首先导入需矫正的 NIfTI 格式 MRI 数据，调用“N4 MRI Bias Correction”模块，并设置网格分辨率默认 4 级网络，单分辨率迭代 50 次，总迭代约 200 次，点击“Apply”进行自动校正。如图 5 所示为 MRI 脑部影像的偏置校正示例，整体流程如图 6 所示。

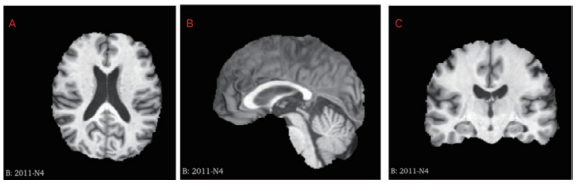


图 5 MRI 脑部影像的偏置校正示例

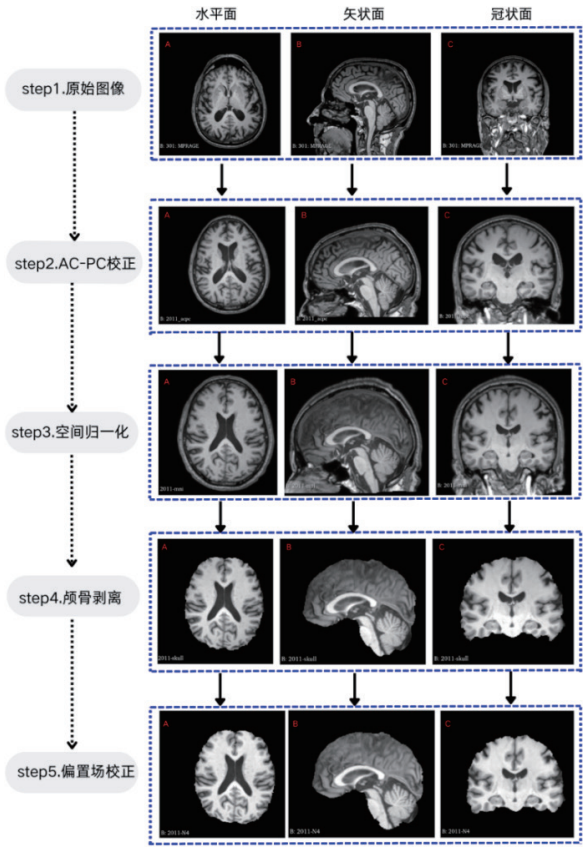


图 6 预处理流程图

2 模型

2.1 残差神经网络

残差神经网络（Residual Neural Network，ResNet）通过引入跳跃连接与残差学习机制，每个模块将输入特征变换后，加上残差，再送入下一个模块。这种设计提升网络深度和性能，有效克服深度神经网络中的梯度消失问题。恒等映射指不做任何操作的跨层连接，目的是避免对输入数据进行额外变换，保留更多灵敏信息，见图7。如果把从第 i 层到第 i+2层的神经元的输入记为 $\mathcal{X}_i$，$\mathcal{F}(\mathcal{X}_i)$ 表示从第 i 层到第 i+1层的卷积运算、常规化批处理和非线性激活函数等处理，并将其输出记为 $\mathcal{F}(\mathcal{X}_i)$，那么第 i+2层的输出如下：

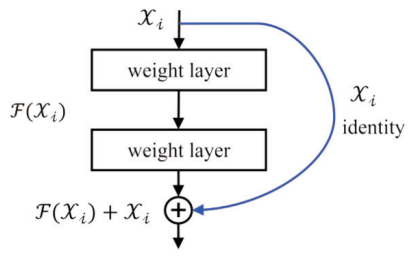


图 7 残差块

$$\mathcal{X}_{i+2}=\mathcal{F}(\mathcal{X}_i)+\mathcal{X}_i$$

ResNet通过跨层连接增强分类能力，启发了许多后续网络设计，如本研究的VoxResNet。

2.2 VoxResNet模型

VoxResNet是一种专为体素化数据设计的深度学习模型，尤其适用于3D MRI等医学影像分析。通过将三维空间划分为体素，该网络能够有效捕捉物体的形状和位置特征。其残差学习框架增强了模型学习能力，提升了分类精度、稳定性，广泛应用于医学图像处理[20,21]。由于医学伦理限制，难以获取大规模训练数据，且3D MRI图像增强过程复杂，易导致数据丢失，因此构建适用于小数据集的网络架构至关重要。本研究的3D VoxResNet参考了Tensorflow的框架设计，包含输入层、轻量级残差块、最大池化层和全连接层[22–24]。输入层接收5D张量数据，经3D卷积和批量归一化处理后生成像素点图。网络由6个残差块堆叠而成，前4块使用64个（3×3×3）卷积核，后2块使用128个同尺寸卷积核。全连接层含1024个隐藏单元，通过Softmax进行分类，批次大小为3，具体结构见图8。

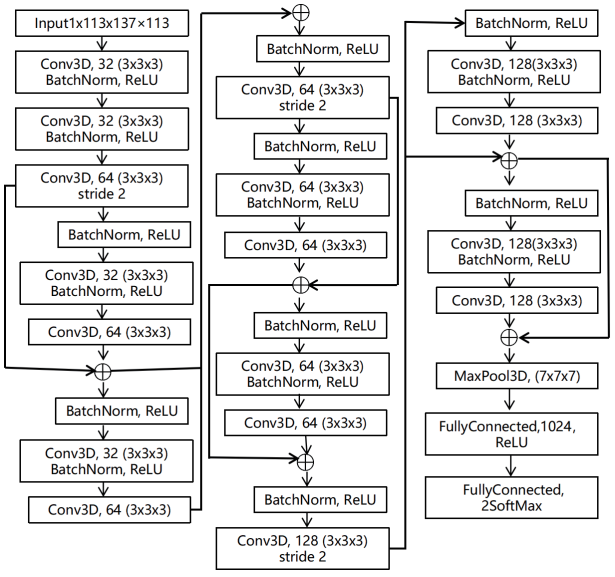


图 8 VoxResNet结构图

3 实验与结果

3.1 实验环境

本课题组实验是基于Anaconda3的Python3.9.13语言环境；安装了NVIDIA显卡驱动和CUDA的配置；在Anaconda中下载了支持CUDA的Pytorch框架；选择Pycharm作为代码的编辑器，在Pycharm中导入了Pytorch框架环境并能在编辑器中顺利使用。

3.2 模型评估指标

训练集损失值（Train Loss，TL）反映了模型在训练数据集上的平均损失情况。较低的训练集损失值表明模型能够较好地拟合训练数据。验证集损失值（Validation Loss，VL）用于衡量模型在未见过的验证数据集上的表现。较低的验证集损失值意味着模型具有更好的泛化能力。通过比较训练集和验证集的损失值，可以判断模型是否存在过拟合或欠拟合现象。

训练集准确率（Training Accuracy，TA）指模型在训练数据集上的预测准确程度，表示模型对训练样本的分类或回归结果的正确率，用于初步评估模型拟合能力。验证集准确率（Validation Accuracy，VA）是衡量模型分类性能的重要指标，表示模型在验证集上正确分类的样本比例。较高的验证集准确率表明模型具有较强的分类能力。受试者工作特征曲线下面积（Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve，ROC–AUC）是一种用于评估二分类模型性能的工具，通过绘制真正例率（True Positive Rate，TPR）与假正例率（False Positive Rate，FPR）之间的关系曲线来反映模型在不同阈值下的分类能力。TPR表示模型正确预测为正类的比例，计算公式为：

$$TPR = \frac{TP + FN}{TP}$$

TP为真正例数，,FN为假反例数。FPR表示模型错误预测为正类的比例，计算公式为：

$$FPR = \frac{FP + TN}{FP}$$

FP为假正例数，TN为真反例数。ROC–AUC值表示ROC曲线下的面积，其值介于0.5到1之间，较高ROC–AUC值表明模型具有较好分类性能。

3.3 二分类结果

用VoxResNet对受试者脑部灰质图像进行AD和CN的二分类，其中AD样本数为430，CN样本数为834。数据集划分90%样本为训练集，10%样本作为验证集，模型训练的epoch为15，获取模型每次训练的TL、VL、VA及ROC–AUC作为评价指标，如图9所示。

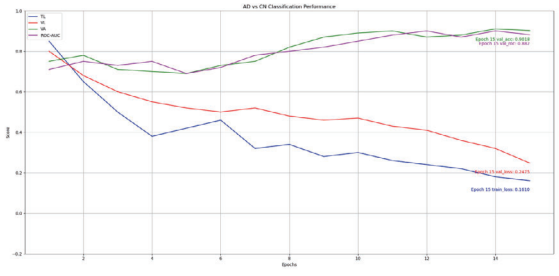


图 9 二分类结果图

通过图像可看到训练集曲线方面，本课题组计算了VoxResNet模型在二分类任务中的ROC并展示了其AUC值。由表2可见，VoxResNet模型的ROC–AUC值为0.88，表明该模型对AD和CN样本的二分类具有出色的预测能力。

表 2 评估指标结果

任务类型	TL	VL	VA	ROC–AUC	TA
二分类任务	0.1610	0.2475	0.9018	0.882	
三分类任务	0.1000	0.1448	0.6267		0.7881

3.4 三分类结果

将类别数改为3，对受试者脑部灰质图像进行AD、MCI和CN三分类，其中AD样本为430个，MCI样本为608个，CN样本为834个，数据集划分90%样本为训练集，10%样本作为验证集，模型训练迭代50次，获取模型每次训练的TL、VL、TA和VA作为评价指标，如图10。通过三分类的结果图像可观察到，训练集损失值在前25个epoch呈现快速下降，在第25个epoch之后，训练集损失值稳定在0.1 ~ 0.15之间，说明模型在训练集上的训练效果已经达到了最佳状态。模型在训练集上的表现良好，在第20个epoch之后，训练准确率开始显著提升，最终达到了0.79。验证集准确率在训练初期较低，随着轮次的迭代最终验证准确率达到了0.63，低于训练准确率，说明模型存在一定程度的过拟合现象。



图 10 三分类结果图

4 讨论

本课题组研究构建的3D VoxResNet模型在AD与CN的二分类任务中达到了90.18%的验证集准确率和0.882的ROC–AUC值，这一结果优于Pan等[4]利用CNN结合集成学习方法在相同任务中取得的84%左右的准确率，显示出良好的分类性能。然而，在AD、MCI和CN的三分类任务中，尽管训练集上表现良好，验证集上的准确率仅为62.67%，显示出模型在该任务上存在欠拟合的情况。分析原因

可能包括：MCI时期脑灰质图像特征不明显，不同受试者间变化差异大，以及小样本数量限制了网络训练效果。另外，VoxResNet在处理三分类任务时还需要进一步优化网络结构和超参数。尽管如此，VoxResNet在3D MRI图像识别任务中展现出强大潜力，尤其在脑组织分割方面，为医学图像分析提供了新的视角和方法。

基于3D VoxResNet的MRI图像识别方法能有效捕捉到AD患者脑部的细微结构变化，这些变化可能与AD的病理机制相关，如脑萎缩和灰质体积减少。这种能力对于AD的早期诊断具有重要意义，因为早期干预可延缓疾病进展，提高患者生活质量。此外，未来研究可进一步探索模型输出与具体病理特征的关联，为临床治疗提供更精准的指导。本课题研究存在一些局限性，样本量有限，尤其是MCI组样本较少，限制了模型在三分类任务中的性能。其次，VoxResNet模型在处理复杂分类任务时可能需要更精细的结构设计和超参数优化。下一步研究可考虑：一是扩大样本量，与更多医疗机构合作获取更多MRI数据；二是探索更先进的学习模型，如Transformer架构在3D医学图像中的应用；三是结合多模态数据（如PET、基因数据）进行综合分析，进一步提高诊断准确性。

5 总结与展望

从MCI转化为AD的早期诊断和治疗一直是医学界关注的重点难点，随着老龄化的加剧，相信越来越多人会将AD预防工作重视起来，针对MCI阶段的特征提取和分析研究具有广泛的应用前景[25,26]。展望未来，随着神经影像学技术和人工智能算法的不断发展，针对MCI向AD转化的早期诊断与治疗必将迎来新突破。随着数据集的持续扩充、算法的不断优化及计算机硬件性能的提升，相信能更精准地捕捉MCI阶段脑部的微妙变化，提高诊断的准确性和早期干预的效率[27,28]。为延缓AD进程、改善患者生活质量带来巨大的改变，同时也为全球老龄化社会中的公共卫生策略提供有力支持。

[参 考 文 献]

[1] Fargo K. Alzheimer's Association Report: 2023 Alzheimer's disease facts and figures [J]. Alzheimer's & Dementia, 2023, 19:1598–1695.

[2] 王宗敏,福林,高云玥.基于深度学习的多模态医学影像研究进展[J].分子影像学杂志,2022,45(3):459–464.

[3] 俞益洲,马杰超,石德君,等.深度学习在医学影像分析中的应用综述[J].数据与计算发展前沿,2019,1(6):37–52.

[4] Pan D, Zeng A, Jia L, et al. Early detection of Alzheimer's disease using magnetic resonance imaging: a novel approach combining convolutional neural networks and ensemble learning [J]. Front Neurosci, 2020, 14:259.

[5] Basheera S, Ram MSS. Convolution neural network–based Alzheimer's disease classification using hybrid enhanced independent component analysis based segmented gray matter of T 2 weighted magnetic resonance imaging with clinical valuation [J]. Alzheimers Dement, 2019, 5:974–986.

[6] Abrol A, Bhattarai M, Fedorov A, et al. Deep residual learning for neuroimaging: an application to predict progression to Alzheimer's disease [J]. J Neurosci Meth, 2020, 339:108701.

[7] Basaia S, Agosta F, Wagner L, et al. Automated classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment using a single MRI and deep neural networks [J]. NeuroImage: Clinical, 2019, 21:101645.

[8] Chen H ,Dou Q ,Yu L, et al.VoxResNet: Deep voxelwise residual networks for brain segmentation from 3D MR images [J]. NeuroImage, 2018,170:446–455.

[9] 闫志强,董秋峰,陈丹,等.个体化AC–PC线体表投影在脑立体定向手术中的应用[J].神经解剖学杂志,2022,38(3):334–338.

[10] 李基臣,亓玉龙,胡海瑞,等.数字图像处理技术在医学影像中的研究与应用[J].电子技术与软件工程,2022,29(9):194–197.

[11] 苏奎,董默.Matlab在医学图像分割中的应用[J].中华消化病与影像杂志(电子版),2022,12(2):108–112.

[12] 王大溪,陈鑫鑫.基于形态学的脑部MRI图像颅骨剥离算法[J].计算机技术与发展,2015,25(12):206–209+215.

[13] 朱毓华,张慧玮,吴平,等.空间标准化对帕金森病脑代谢网络应用的影响[J].中国医学计算机成像杂志,2015,21(5):487–491.

[14] 姜虎成,林科.基于MICO+FCM的MRI脑组织分割[J].计算机仿真,2020,37(3):238–242.

[15] 王磊.基于自组织神经网络的多模态MRI图像分割[J].太赫兹科学与电子信息学报,2018,16(2):307–311+322.

[16] 黄臣程,李兆飞.基于局部偏差的图像分割与偏置场校正模型[J].四川理工学院学报(自然科学版),2017,30(5):44–50.

[17] 陈伟,孙康康,李奇轩,等.多模态医学图像融合方法的研究进展[J].中国辐射卫生,2023,32(5):580–585.

[18] 曹玉红,徐海,刘荪傲,等.基于深度学习的医学影像分割研究综述[J].计算机应用,2021,41(8):2273–2287.

[19] 史豪斌,王少熙,黄睿茜.融合注意力机制与神经网络的三维点云分类算法[J].微电子学与计算机,2023,40(5):12–19.

[20] 金燕,薛智中,姜智伟.基于循环残差卷积神经网络的医学图像分割算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(8):1205–1215.

[21] 李炯逸,李彬,邱前辉,等.基于MRI与优化3D–ResNet18的鼻咽癌复发预测模型[J].中国生物医学工程学报,2023,42(5):583–593.

[22] Zhang Y, Wang S, Ji G, et al. An MR brain images classifier via principal component analysis and kernel support vector machine [J]. Sci World J, 2012, 2(3):369–388.

[23] Olfa BA, Jenny BP, Michelle A, et al. Recognition of Alzheimer's disease and Mild Cognitive Impairment with multimodal image–derived biomarkers and Multiple Kernel Learning [J]. Neurocomputing, 2017, 220:98–110.

[24] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. Med Image Anal, 2017, 42:60–88.

[25] 董广伟,张亦荣,徐嘉弈,等.基于基因信息挖掘的阿尔茨海默症早期诊断[J].枣庄学院学报,2023,40(2):43–54.

[26] 韩坤,潘海为,张伟,等.基于多模态医学图像的Alzheimer病分类方法[J].清华大学学报(自然科学版),2020,60(8):664–671+682.

[27] 林冰洁,王梅云.深度学习在医学影像学中的研究现状及发展前景[J].山东大学学报(医学版),2023,61(12):21–29.

[28] 许晶晶,张敏鸣.人工智能机器学习方法在阿尔茨海默病中的应用现状[J].诊断学理论与实践,2018,17(4):466–470.