

三维卷积神经网络在认知障碍训练系统中的设计方法

张晓薇

杭州南栗科技有限公司，浙江杭州，311121；

摘要：随着全球人口老龄化加剧，认知障碍如阿尔茨海默病成为威胁老年人健康的主要隐患。传统训练方法存在高门槛和效果有限的问题。文章探讨三维卷积神经网络(3D-CNN)在认知障碍训练系统中的应用，设计基于 3D-CNN 的系统以提升训练效果。该系统通过分析患者数据，生成个性化康复方案，旨在提高治疗效率和效果，为认知障碍患者提供更有力的支持。

关键词：三维卷积神经网络；认知障碍训练；设计方案

DOI：10.69979/3041-0673.25.06.092

引言

认知障碍涉及大脑结构和功能异常，表现为记忆力、注意力、执行力及空间定向力等方面的损害。传统训练依赖人工指导和简单任务练习，内容单一且缺乏个性化。随着人工智能技术的进步，特别是在深度学习领域的突破，为认知障碍训练带来了新的方法和思路，提供了更高效、个性化的治疗途径。这些创新有助于提升患者的康复效果和生活质量。三维卷积神经网络作为一种能够处理三维数据的深度学习模型，在医学图像处理、视频分析等领域取得了显著成果。文章将探讨如何将 3D-CNN 应用于认知障碍训练系统中，设计一种基于 3D-CNN 的认知障碍训练系统，以提高训练效果，为患者提供更加个性化、高效的康复训练方案。

1 三维卷积神经网络原理

三维卷积神经网络(3D-CNN)是一种包含卷积计算且具备深度结构的前馈神经网络，代表了深度学习领域的先进算法。与二维卷积神经网络(2D-CNN)相比，3D-CNN 能够在深度、高度和宽度三个维度上执行卷积操作，从而更有效地提取三维数据中的空间和时间特征。这种能力使其在处理复杂数据集时表现出色。3D-CNN 的基本架构由卷积层、池化层和全连接层构成。卷积层利用卷积核对输入数据的局部区域进行卷积运算，以提取空间特征。池化层通过下采样减少数据的空间维度，增强模型的泛化能力。全连接层则将卷积层和池化层提取到的特征映射至输出空间，实现分类或回归任务。同时，3D-CNN 还可结合批归一化和残差连接等技术，进一步提升模型性能和训练稳定性。这些特性使得 3D-CNN 在医学影像分析、视频处理等领域展现出独特优势，为多维数

据分析提供了强有力的支持。通过优化各层次的设计与参数设置，3D-CNN 能够高效处理复杂的时空数据，满足多种应用场景的需求(见图 1)。

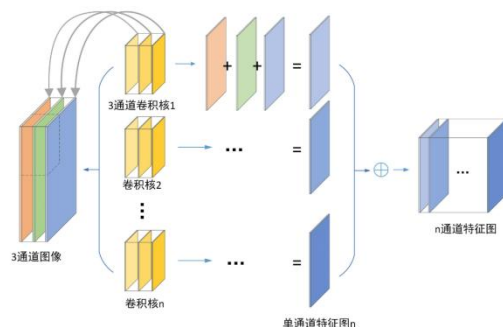


图 1 三维卷积神经网络示意图

2 系统设计方法

2.1 系统架构

基于 3D-CNN 的认知障碍训练系统采用客户端-服务器架构，其中客户端负责收集患者的认知训练数据，包括反应时间、正确率等关键指标，并将这些数据传输至服务器。服务器利用预先训练好的 3D-CNN 模型对上传的数据进行深度分析与处理，识别患者的具体认知障碍模式。通过这种分析，系统能够生成高度个性化的康复训练方案，针对性地改善患者的认知功能。优化后的训练计划随后被发送回客户端，供患者执行。该架构不仅确保了数据处理的高效性，还支持实时更新和个性化调整，从而提升治疗效果和用户体验。

2.2 数据采集与处理

数据采集在认知障碍训练系统中至关重要，涵盖记忆任务、注意力任务及执行力任务等多种认知数据的收集。为充分利用 3D-CNN 的优势，可将这些数据转换为

三维格式，如将时间序列数据转化为三维张量，以捕捉更全面的时间和空间特征。数据预处理是提升模型性能的关键，包括数据清洗以去除噪声和异常值，以及归一化处理来统一数据尺度，确保模型训练的稳定性和准确性。通过细致的数据处理，系统能更精确地分析患者的认知状态，从而制定出更加个性化的训练方案，提高康复效果。

3 模型设计与训练

基于 3D-CNN 的认知障碍训练系统的核心在于模型的设计与训练。需要精心设计 3D-CNN 的模型结构，包括卷积层、池化层和全连接层的数量及其参数设置，以确保模型能够高效处理复杂的认知数据。

3.1 模型架构设计

在设计 3D-CNN 模型时，需考虑各层的具体配置。卷积层是提取特征的关键部分，通常包含多个卷积核，每个卷积核负责捕捉输入数据中的特定模式。为了增强模型的表现力，可以采用多层卷积结构，每层卷积核大小根据任务需求调整，常见尺寸为 $3 \times 3 \times 3$ 或 $5 \times 5 \times 5$ 。步长 (stride) 决定了卷积核在输入数据上滑动的步幅，合理设置步长有助于平衡计算复杂度与特征提取能力。例如，较小的步长可以更精细地捕捉细节特征，而较大的步长则能减少计算量。池化层用于降低数据的空间维度，常采用最大池化方法，通过选择局部区域内的最大值来减少数据量，同时保留最重要的特征信息。池化层的尺寸一般设为 $2 \times 2 \times 2$ ，这样可以在不丢失关键信息的前提下显著减少后续层的计算负担。同时，平均池化也是一种选择，尤其适用于平滑数据分布的情况。

全连接层将卷积层和池化层提取到的特征映射到输出空间，实现分类或回归任务。全连接层的节点数应根据具体任务需求设定，过多可能导致过拟合，而过少则可能影响模型的表现力。通常情况下，全连接层的节点数介于几百到几千之间。使用 Dropout 技术可以有效防止过拟合，通过随机丢弃一部分神经元来增加模型的鲁棒性。

3.2 损失函数与优化算法

在模型训练过程中，损失函数的选择至关重要。对于分类任务，交叉熵损失函数是一种常用选择，它能有效地衡量预测结果与真实标签之间的差异。加权交叉熵损失函数根据不同类别的重要性赋予不同权重，从而提

高模型对关键类别的识别精度。这种策略特别适用于不平衡数据集。优化算法的选择直接影响模型的收敛速度和最终性能。Adam 优化算法因其自适应学习率机制而在深度学习领域广泛应用。Adam 结合了 RMSprop 和 Momentum 的优点，能够在训练初期快速收敛，并在后期保持稳定的学习率调整。其他优化算法如 Adagrad 或 Adadelta 也各有优势，针对不同类型的梯度变化具有独特的调节策略，适用于特定场景下的优化需求。

3.3 数据预处理与增强

为了提高模型的鲁棒性和泛化能力，数据预处理和增强技术不可或缺。数据清洗步骤包括去除噪声和异常值，归一化处理通过将数据缩放到统一区间来消除尺度差异。其次，数据增强技术可以通过旋转、平移、缩放等操作生成更多训练样本，增加模型的多样性，防止过拟合现象的发生。这些技术不仅提升了模型的泛化能力，还使得模型更能适应实际应用场景中的多样性和复杂性。

3.4 训练过程与参数调优

训练 3D-CNN 模型时，初始参数的设置对最终效果有重要影响。通常采用随机初始化方法，但也可以借鉴预训练模型的经验，利用迁移学习技术初始化模型参数。迁移学习不仅可以加速训练过程，还能提升模型在小样本情况下的表现。迭代训练过程中，监控损失函数的变化趋势是必要的。如果发现损失函数长时间未下降或出现波动，则需调整学习率或优化算法。早停法 (early stopping) 在验证集上的性能不再提升时提前终止训练，避免过度拟合 (见图 2)。

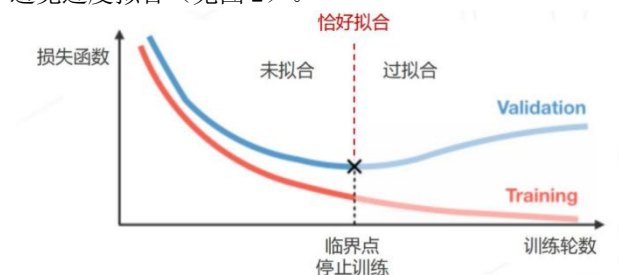


图 2 早停法示意图

4 个性化训练方案生成

基于训练好的 3D-CNN 模型，系统能够依据患者的认知功能状态生成高度个性化的训练方案。这些方案涵盖多种类型的认知任务，如记忆、注意力和执行力任务，并精细调整任务难度以匹配患者的具体需求。例如，针

对记忆力较弱的患者,系统设计更多涉及信息存储与检索的任务;而对于注意力不足的患者,则增加需要高度集中注意力的任务。训练时间作为个性化方案的关键参数,系统根据患者的疲劳度和专注力水平动态调整每次训练的时间长度和频率,确保训练强度适中。通过持续监测患者的进展并反馈至模型,系统不断优化训练方案,逐步提高任务难度或改变任务类型,以适应患者认知能力的变化。此外,系统引入多模态数据,如生理信号和行为数据,进行综合分析,确保训练方案的科学性和有效性。利用这些数据,系统可以更精准地评估患者的实时状态,调整个性化训练计划,从而最大化促进认知功能恢复。这种方法不仅提高了康复效果,还增强了患者的参与感和积极性,使康复过程更加高效和愉快。

5 系统评估与优化

为了全面评估基于 3D-CNN 的认知障碍训练系统的有效性,必须进行一系列严谨的实验和测试。首先,设计对比实验以验证其相对于传统方法的优势。选择两组认知障碍程度相似的患者,一组使用基于 3D-CNN 的系统进行训练,另一组则采用传统训练方法。在相同时间内,测量并记录两组患者的认知功能改善情况,包括记忆力、注意力和执行力等关键指标的变化。通过这种方式,可以直观地比较两种方法的效果。

交叉验证实验是另一种重要的评估手段,用于评估模型的泛化能力。将数据集划分为多个子集,并轮流选取一个子集作为验证集,其余子集作为训练集。这种方法不仅能减少过拟合风险,还能提供更可靠的性能估计。例如,在包含 100 名患者的数据集中,随机分成 10 个子集,每个子集包含 10 名患者的数据。然后,使用 9 个子集进行模型训练,剩余的一个子集用于验证。重复此过程 10 次,每次使用不同的子集作为验证集,最终计算平均性能指标,确保评估结果的稳健性。

为进一步提升系统性能,持续优化和改进是必要的。这包括调整模型架构参数、改进数据预处理步骤以及引入新的特征提取技术。例如,通过增加或减少卷积层的数量、改变卷积核大小或步长,寻找最优配置。同时,利用先进的数据增强技术,如数据旋转、平移和缩放,生成更多样化的训练样本,提高模型的鲁棒性和泛化能力。这些技术的应用不仅增强了模型的表现力,还使其

更能应对实际应用中的复杂情况。

为确保系统的稳定性和可靠性,定期进行维护和更新至关重要。这不仅涉及软件层面的优化,还包括硬件设施的升级与维护。例如,确保服务器具备高性能运行的能力,支持大规模数据处理和实时反馈。另外,还需关注系统的安全性,防止数据泄露和未经授权的访问。通过这些措施,可以显著提高基于 3D-CNN 的认知障碍训练系统的整体性能,为患者提供更加精准有效的康复方案。最终,这种综合性的评估和优化策略能够确保系统在实际应用中达到最佳效果,满足临床需求。

6 结语

文章设计了一种基于三维卷积神经网络的认知障碍训练系统,通过采集患者的认知任务数据,并利用 3D-CNN 模型分析和处理患者的认知功能状态,生成个性化训练方案。实验结果显示,该系统在训练效果和个性化程度方面表现出色,为认知障碍患者提供了新的有效康复途径。未来工作将聚焦于优化系统性能与稳定性,探索更高效的模型结构和算法。同时,计划融合虚拟现实、自然语言处理等技术,提供全面且个性化的康复训练方案。

参考文献

- [1] 王昆, 周骅. 深度学习中的卷积神经网络系统设计及硬件实现[J]. 电子技术应用, 2018(5): 56-59.
- [2] 吕红. 基于卷积神经网络的手写数字识别系统的设计[J]. 智能计算机与应用, 2019(2): 54-56.
- [3] 赵俊龙, 李伟, 甘奕夫, 等. 杂波条件下利用一维卷积神经网络的认知雷达波形设计[J]. 西安交通大学学报, 2021(4): 69-76.
- [4] 李晓陵, 王敬贤, 李昂, 等. 卷积神经网络在轻度认知障碍中的影像学进展[J]. 磁共振成像, 2021(9): 88-90, 94.
- [5] 王洪德, 王焕青. 卷积神经网络图像识别技术在入侵监测系统中的应用研究[J]. 大连交通大学学报, 2017(5): 107-110.

作者简介: 张晓薇(1990.4—), 女, 汉族, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向: 信号与信息处理。