基于长期视觉特征的阿尔茨海默症检测方法

黄 猛
安徽理工大学 计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001

摘 要:目的 阿尔茨海默症(Alzheimer's Disease,AD)缺乏有效治疗方法,给患者和社会带来了巨大的危害,为弥补现有方法的不足,提出一种利用长期视觉特征检测阿尔茨海默症的创新方法。**方法** 首先从个体在日常环境中行走的视频中提取 17 个人体关键点坐标,涵盖手掌、手臂、肩膀、脚踝、膝盖、胯、躯干和头部等关键区域。这些关键点数据被组合成一个带有长期视觉特征的数据集,通过这样的数据集输入到序列神经网络进行训练。**结果** 实验结果显示:该方法在阿尔茨海默症检测中表现出色,最终的检测正确率达到 0.96,F1 值为 0.93,证明该方法在性能上具有卓越的表现,进一步强调了长期视觉特征在阿尔茨海默症检测中的重要性。**结论** 该方法为阿尔茨海默症的检测提供了一种有效的途径,弥补了目前治疗方案的空白;同时,实验结果凸显了时序处理网络在该任务中的显著作用;未来的研究需要更深入地探讨和优化时序处理网络的结构和功能,以进一步提高阿尔茨海默症检测的精确性和可靠性;这一创新性方法为未来疾病早期诊断和治疗提供了新的方向,为相关领域的研究和应用带来了希望。

关键词:深度神经网络;阿尔茨海默症;长期视觉特征
中图分类号:TP391.41;R749.16 **文献标识码:**A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0004.016

Alzheimer's Disease Detection Based on Long-term Visual Features

HUANG Meng
School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: Objective Alzheimer's disease (AD) lacks effective treatments, causing significant harm to patients and society. To address the limitations of existing methods, this paper proposed an innovative approach to detect Alzheimer's disease using long-term visual features. **Methods** First, 17 human keypoint coordinates were extracted from videos of individuals walking in their daily environments, covering key regions such as palms, arms, shoulders, ankles, knees, hips, torsos, and heads. These keypoints were combined into a dataset with long-term visual features, and the dataset was fed into a sequential neural network for training. **Results** The experimental results showed that the proposed method performed well in Alzheimer's disease detection, with a final detection accuracy of 0.96 and an F1 score of 0.93. This demonstrated the superior performance of the method and further emphasized the importance of long-term visual features in Alzheimer's disease detection. **Conclusion** The proposed method provides an effective approach to Alzheimer's disease detection, filling the gap in current diagnostic options. Meanwhile, the experimental results highlight the significant role of temporal processing networks in this task. Future studies should explore and optimize the structure and function of temporal processing networks in greater depth to further improve the accuracy and reliability of Alzheimer's disease detection. This innovative approach offers a new direction for the early diagnosis and treatment of Alzheimer's disease and holds promise for research and applications in related fields.

Keywords: deep neural networks; Alzheimer's disease; long-term visual features

收稿日期:2023-12-29 **修回日期:**2024-02-26 **文章编号:**1672-058X(2025)04-0122-07
基金项目:滁州学院智慧养老与健康工程重点项目(2022XJZD10).
作者简介:黄猛(1998—),男,安徽亳州人,硕士研究生,从事计算机视觉研究. Email: 2021201164@aust.com.
引用格式:黄猛. 基于长期视觉特征的阿尔茨海默症检测方法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(4):122-128.
HUANG Meng. Alzheimer's disease detection based on long-term visual features[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(4): 122-128.

1　引　言

阿尔茨海默症是一种常见的老年神经疾病,是痴呆症最常见的形式。全球每年约有 770 万例新发病人,预计到 2050 年,将有 1.31 亿例病人,并且在发展中国家增速明显[1]。阿尔茨海默症不仅给病人带来严重的身心痛苦,还给家庭和社会造成沉重的经济和精神负担。阿尔茨海默症已成为全球面临的最紧迫的公共卫生问题之一,亟需加强预防、诊断和治疗。

神经影像技术是一种利用物理、化学或生物学原理,对人类神经系统的结构和功能进行可视化的技术。它是目前研究阿尔茨海默症最重要的手段之一,如结构磁共振成像(sMRI)[2]等。临床表现和神经量表也是诊断 AD 的重要依据[3-7],它们可以评估病人的记忆、语言、注意、执行、视空间等认知功能,以及日常生活能力和情绪状态。

近年来,基于深度学习算法设计分类器进行阿尔茨海默症的辅助诊断得到了深入的研究[8]。Liu 等[9]开发了一种新的基于分块的特征提取方法,然后通过卷积神经网络(CNN)提取特征进行阿尔茨海默症分类诊断;在文献[10]和文献[11]中,研究人员同样使用 CNN 进行阿尔茨海默症的分类;文献[12]的研究人员则是先使用自动编码器(Autoencoder,AE)从 sMRI 图像中提取特征,然后用一个堆叠的 CNN 进行分类;Lian [13]等则提出一种分层全卷积网络(Hierarchical Fully Convolutional Network,H-FCN)来自动识别 sMRI 图像中的 ROI 位置以构建用于阿尔茨海默症分类诊断和 MCI 转换预测的分层分类器。

由于阿尔茨海默症患者原始图像中的静态视觉特征不多,有一部分研究者将深度神经网络运用在分析患者的行为特征、语言特征和多模态上。文献[14]利用硬件提取患者行走时的特征点,将这些特征点输入到长短期记忆人工神经网络中;文献[15]将患者的行为信息、语音信息等综合输入到深度神经网络中;Seifallahi 等[16]的研究工作使用 Kinect 设备来收集数据,然后计算数据的 10 个特征,包括速度、步长、步态周期等,利用支持向量机进行分类;文献[17]证明了阿尔茨海默症与行走步态的相关性;文献[18]使用 GRU 网络对神经系统疾病所导致的“冻结步态”进行病患分类;文献[19]招募志愿者模拟患者行走姿态组成数据集,提取人体关键点之后设计 6 个特征,使用多种分类方法进行分类。

虽然以上方法在早期阿尔茨海默症检测上取得了一定的进展,但其方法仍存在不足之处。首先是神经影像资料获取困难。对于医院而言,神经影像需要专门的器械拍摄,这些器械常常造价不菲,并且只有少数有资质的医院才可以进行拍摄。对于患者而言,拍摄单次影像的价格十分昂贵,而且阿尔茨海默症这类慢性病需要多次拍摄,许多患者难以承担费用。其次是患者不同时间病情的变化特征被忽略。如图 1 所示,患者表现出的特征会随时间而变化。目前的研究多关注患者短时间的特征,检测数据多为照片、短视频。而在实际治疗过程中,医生需要对患者多次复诊,根据患者不同时间段病情的变化进行诊断。

图 1　患者行为特征随病情加重而变化

Fig. 1　Variation in patient behavioral features with exacerbations

针对现有早期阿尔茨海默症检测方法的不足,本文提出使用患者行走视频并利用患者的长期视觉特征来检测早期阿尔茨海默症的方法。针对神经影像获取困难的问题,根据长期视觉特征的特点,使用患者的行走视频进行检测。

本文的主要贡献在于以下两个方面:提出长期视觉特征检测阿尔茨海默症的方法,并用实验证明该方法的有效性。随着时间的推移,阿尔茨海默症的症状会逐渐加重,并且已经证明阿尔茨海默症患病程度与患者的行走姿态等特征相关。长时间的变化相对于短期的视觉特征更加容易捕捉,可以帮助神经网络更好地检测。同时根据实验结果,对使用长时间段数据进行早期阿尔茨海默症检测任务的特点进行讨论,为以后发展针对阿尔茨海默症等认知障碍疾病的深度神经网络检测方法提供依据。

2　问题与方法

问题 1　当前基于计算机视觉的早期阿尔茨海默症检测大多数工作都集中于神经影像的检测。基于神经影像检测方法是一种侵入式的检测方式,需要患者主动地、有意识地前去医院拍摄神经影像,但是患者早期的 MCI 与正常人的自然衰老十分相似,非专业人士很难意识到患者已经患病。

问题 2 目前已经有研究者使用老人的活动视频、表情等数据进行检测,但这些方法大多忽略了患者的长期特征。

针对以上问题,本文提出使用患者步态视频进行检测,并提出利用患者的长期视觉特征检测。长期视觉特征在实际治疗中已经作为医生诊断的依据。在实际治疗过程中,医生需要对患者多次复诊,利用一段时间内患者特征的变化,判定患者的病情。已经证明阿尔茨海默症患病程度与患者的面部表情、行走姿态等相关[20]。随着时间的推移,阿尔茨海默症患者会出现明显的反应迟缓、易怒等症状,并会根据患病程度不同表现出不同的行为特征。医学上为了研究方便,将患病程度分为轻度、中度和重度 3 个离散阶段,对于患者而言,患病的过程是连续的,即使是一个轻度的患者,一段时间过后特征会随着患病的加重产生变化,这种变化相对于短期视觉特征更加容易捕捉,可以帮助神经网络更好地检测。

2.1 问题定义

设 $O=(x_i,\hat{y}_i)^{\lambda}$ 为训练神经网络所使用的数据集,$\boldsymbol{x}_i$ 表示数据集中第 i 个数据,$\hat{y}_i$ 表示对应的标签,λ 表示样本总数,其中 $\hat{y}_i\in(0,1)$,定义一个数据经过模型后产生的结果为

$$y_i=M(\boldsymbol{x}_i)$$
$$\text{s.t. } y_i\in(0,1) \tag{1}$$

其中,M 表示一个可能使用的深度神经网络模型。在训练模型时,希望模型输出的结果尽可能接近真实标签,即

$$\min\sum_{i=1}^{n}d^M(y_i,\hat{y}_i) \tag{2}$$

在测试模型时,如果模型的输出与真实度量小于一定的阈值便认为预测正确,大于该阈值则认为预测错误。ε^M 表示针对该模型设定的阈值,$\amalg_i^M(\cdot)$ 为指示函数,$\amalg_i^M$ 表示该模型的预测结果,有

$$\amalg_i^M=\amalg_i^M(y_i,\hat{y}_i)=\begin{cases}1 & d^M(y_i,\hat{y}_i)\leqslant\varepsilon^M\\ 0 & d^M(y_i,\hat{y}_i)>\varepsilon^M\end{cases} \tag{3}$$

F1 值被定义为精确率和召回率的调和平均数。定义针对模型 M 的 F1 值 F^M 为

$$F^M=\frac{(\beta^2+1)\times P^M\times R^M}{\beta^2\times P^M+R^M} \tag{4}$$

其中,P^M 为准确率,R^M 为召回率。若 $\beta>1$,则模型 M 的召回率权重高于精确率;若 $\beta<1$,精确率的权重高于召回率;当 $\beta=1$ 时,模型会兼顾精确率和召回率。

令 $\mathbb{M}$ 为可能选择模型的集合,本文的目的是在使用长期视觉特征后,模型会取得较好的检测效果,即在较高正确率的约束下,取得较高的 F1 分数,于是目标函数为

$$\max\sum_{M\in\mathbb{M}}F_{\beta}^{M},\beta=1 \tag{5}$$

2.2 方 法

本文目的是给出长期视觉特征的组成方式并验证其在阿尔茨海默症检测问题上的有效性。令拍摄的视频数据集为 V,$V=\{V_1,V_2,\cdots,V_t\}$,其中 V_t 为数据集中第 t 个时期拍摄的视频数据集,$V_t=\{v_{t,1},v_{t,2},\cdots,v_{t,i}\}$,$v_{t,i}$ 表示 V_t 中的第 i 个视频,$v_{t,i}=\{r_{t,i,1},r_{t,i,2},\cdots,r_{t,i,j}\}$,$r_{t,i,j}$ 表示 $v_{t,i}$ 中第 j 帧图片。将 $r_{t,i,j}$ 输入到人体特征点提取网络提取出特征点矩阵 $\boldsymbol{k}_{t,i,j}$,即

$$\boldsymbol{k}_{t,i,j}=K(r_{t,i,j}) \tag{6}$$

$K(\cdot)$ 表示人体特征点提取网络,$\boldsymbol{k}_{t,i,j}$ 的维度为 (m,n)。

令 K_V 表示没有经过数据处理的人体关键点数据集,$K_V=\{K_{V1},K_{V2},\cdots,K_{Vt}\}$,其中 K_{Vt} 表示第 t 时期对应的人体关键点数据集,$K_{Vt}=\{k_{Vt,1},k_{Vt,2},\cdots,k_{Vt,i}\}$,$k_{Vt,i}$ 表示 $V_{t,i}$ 对应的人体关键点数据,其中 $k_{Vt,i}=\{k_{t,i,1},k_{t,i,2},\cdots,k_{t,i,j}\}$。

令 o 为组成基本数据块的帧数,对于 $k_{vt,i}$ 而言,将其中每 o 帧人体关键点矩阵堆叠在一起,不足 o 帧的数据会被抛弃,输出的 $b_{t,i,z}$ 维度为 (o,m,n),表示为 $b_{t,i,z}^{o\times m\times n}$。由于只关注不同时期之间数据的差异,因此 $b_{t,i,z}$ 中 i 是没必要关注的。因此可以将 $b_{t,i,z}$ 重新排序,将 i 去掉,即

$$b_{t,c}=\text{order}(b_{t,i,z}) \tag{7}$$

其中,$b_{t,c}$ 表示第 t 时期第 c 个基本数据块,并且 $c\geqslant z$,order$(\cdot)$ 为排序函数。

对于正样本而言,关注患者在不同时间所表现出的特征随时间变化的关系,因此将 ρ 个不同时期的基本数据块连接成一个新的数据,如图 2 所示。

$$\boldsymbol{x}_i=\text{cat}(b_{t,c},b_{t+1,c},\cdots,b_{t+\rho,c})$$
$$\text{s.t. } \hat{y}=1 \tag{8}$$

其中,cat$(\cdot)$ 为按照第一维连接的函数,$\hat{y}$ 为样本的标签,$\boldsymbol{x}_i$ 的维度为 $(\rho\times o,m,n)$,表示为 $\boldsymbol{x}_i^{\rho o\times m\times n}$。

对于负样本而言,由于正常人没有检测阿尔茨海默症所需要的长期视觉特征,所以随机抽取一个视频中不同的数据段组合成负样本。

$$\boldsymbol{x}_i=\text{cat}(b_{t,c},b_{t,c+1},\cdots,b_{t,c+\rho})$$
$$\text{s.t. } \hat{y}=0 \tag{9}$$

为了配合神经网络的输入,需要将数据拉平,把 $\boldsymbol{x}_i$

矩阵的维度($\rho\times o, m, n$)按照第二维变成($\rho\times o, m+n$),表示为 $\boldsymbol{x}_i^{(\rho o\times(m+n))}$,如图 3 所示。

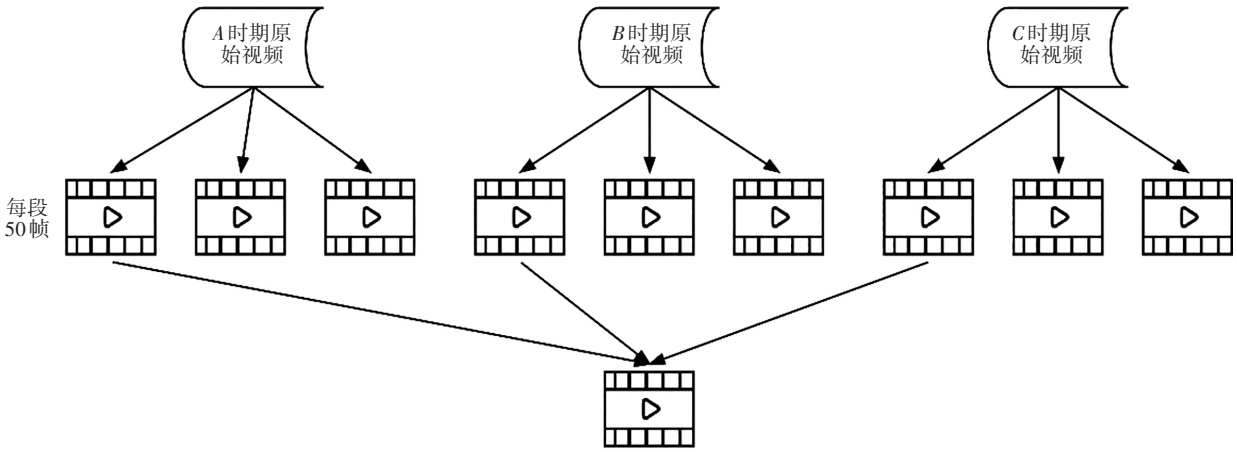

图 2　人体关键点数据组合示意图

Fig. 2　The combination of human key point data

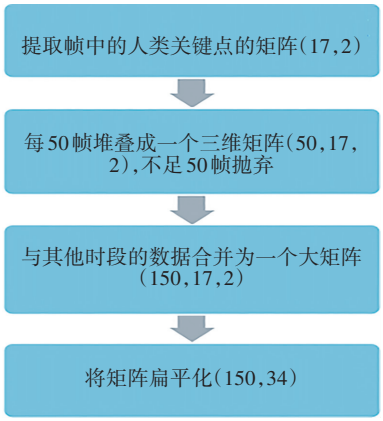

图 3　人体关键点正样本数据处理流程图

Fig. 3　Flowchart of data processing for positive samples of human key points

2.3　人体关键点提取

患者行走的视频数据包含数量庞大的特征,但对于本课题而言,大量的特征均为冗余特征,如患者所处地点的背景、当时穿的衣服。本课题更加关注不同时间段之间患者行走特征的变化,其他特征可能会干扰神经网络的训练和检测,因此需要在训练之前将数据进行预处理。提取人体关键点会大大减少数据的特征,并且保留患者行走的特征。

人体关键点通过 HRnet[21] 自动提取,HRnet 通过 coco[22] 人体关键点数据集训练。选择手掌、手臂、肩膀、脚踝、膝盖、胯、躯干、头部等 17 个关键点,这些点是人类活动时具有明显语义信息的关键点,选择这些关键点保留了患者的行为特征,同时去除了冗余信息。

2.4　神经网络的选择

本课题的数据具有十分明显的时序性和强语义性,传统的计算机视觉任务数据(如图片、视频)往往具备弱时序性和弱语义性。从时序性上看,传统数据所关注的大多是一瞬间或时间不长且跨度不大的数据,并且对于大部分计算机视觉任务而言,数据的顺序关系并不严格;从语义性上看,传统数据中一个特征的语义性十分弱,比如图片中的一个像素往往无法包含太多的语义,这就导致即使去除了图片的大量特征依然可以进行网络训练。而卷积神经网络能够很好地处理弱时序性和弱语义性,因此常常用来处理传统计算机视觉任务。

本课题所使用的数据已经经过人体特征点的提取,每一个坐标点都包含大量的语义,并且时间跨度长,数据之间的先后顺序不可颠倒。这些特征与 NLP 任务的数据更相似。所以本课题使用处理 NLP 的网络作为特征处理网络,如循环神经网络(RNN)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)、门控循环单元网络(Gated Recurrent Unit,GRU)等。在特征处理网络之后接一个两层的多层感知机(Multilayer Perceptron,MLP)作为分类器。完整流程如图 4 所示。

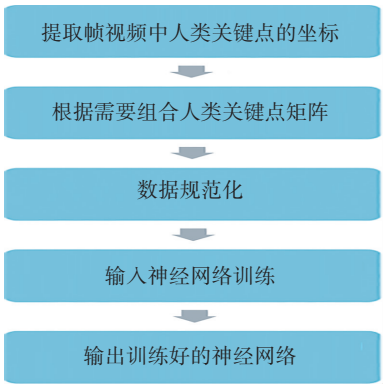

图 4　总体流程图

Fig. 4　Overall flow chart

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验过程

由于视频数据特征数量庞大,这会给神经网络的训练带来困难,将数据在保留长期特征的基础上进行预处理成为必要手段。将视频数据通过 HRnet[21] 提取出手掌、手臂、肩膀、脚踝、膝盖、胯、躯干、头部等 17 个关键点,这些关键点能尽可能保留数据的序列特征,又可以去除其他冗余特征。

由于一个人的步态数据可能由不同设备采集,一个人走完整的一步大概需要 50 帧,所以将所有数据都切分成 50 帧的数据段,以保证一个完整的步态周期,不足 50 帧的数据段丢弃。分割好之后,以 50 帧数据段作为基本数据块,使用一些规则组合它们。对于正样本,规定一个样本中的每个数据段都必须来自不同的时间,比如一个正样本由 3 个数据段组合而成,这 3 个数据段必须来自 3 个不同的时间段所拍摄的视频。在这个规则的基础上,使用滑动窗口,窗口大小为一个样本所需的数据段,比如有 A、B、C、D 等 4 个来自不同时间段的数据段,窗口大小为 3,A、B、C 组成一个样本,B、C、D 组成一个样本。在组合结束后,缺少数据段的样本会被丢弃。表 1 中的滑动窗口大小均为 3,MLP 均为两层全连接层。对于负样本,由于正常人没有检测阿尔茨海默症所需要的长期视觉特征,即一个正常人并不会因为时间的变化而出现步态的变化,所以随机抽取一个视频中的不同数据段组合成负样本。

在输入到神经网络之前,为了配合时序神经网络的输入要求,需要将数据进行拉平(flatten)。处理之后的每个数据段大小均为(50,17,2),拉平之后为(50,34)。

表 1 实验结果

Table 1 Experimental results

模型名	MLP 激活函数	使用长期视觉特征的正确率/不使用长期视觉特征的正确率	使用长期视觉特征的 F1 值/不使用长期视觉特征的 F1 值
LSTM		0.86/0.83	0.91/0.85
LSTM+MLP	无	0.96/0.89	0.86/0.93
LSTM+MLP	Sigmoid	0.65/0.60	0.76/0.52
LSTM+MLP	Tanh	0.70/0.64	0.89/0.63
GRU		0.89/0.80	0.93/0.93
GRU+MLP	无	0.93/0.83	0.92/0.90
GRU+MLP	Sigmoid	0.76/0.68	0.81/0.46
GRU+MLP	Tanh	0.78/0.78	0.88/0.51

3.2 数据集

本课题数据来自滁州市琅琊区乐康老年护理中心。从 2022 年 10 月 2 日到 2023 年 2 月 22 日,每隔一周采集一次数据,每次拍摄 1—3 段患者步态视频,拍摄要求为患者处于阿尔茨海默症早期,有行走能力,有基本判断和思维能力,年龄 65 岁以上。从侧面、后面或正面拍摄老人日常行走的视频,拍摄环境要求光照充足,老人全身都能被拍摄到。负样本除了手工拍摄的正常老人行走视频外,还包括在网络上搜集到的一些人类行走视频,这些视频仅要求被拍摄者全身入镜,其他不做特别要求。

数据集包含视频 166 段,每秒 30 帧,共 139 133 帧。本数据集包含正样本、负样本以及其他样本 3 种类型。其中正样本共 89 段视频,拍摄对象均为阿尔茨海默症早期患者,其中一位患者还伴有轻微强迫症。负样本 77 段视频,拍摄对象包括正常青年人、正常老年人和少量路易体痴呆(DLB)、额颞叶痴呆(FTD)和血管性痴呆(VD)患者。数据标签依据医生的诊断报告,将数据集按照 1∶9 的比例组成测试集和训练集。测试集和训练集的数据均为随机选择。

3.3 结果分析

实验结果见表 1。从实验结果可以看出:长期视觉特征能够有效增强神经网络的分类能力。其中不加分类网络,仅用 LSTM 网络就能达到较好的分类效果,但其输出结果类间距离小,导致结果受阈值影响大,输出不稳定;LSTM 加上无激活网络的全连接层能够得到最好的效果,但是全连接层加上激活网络之后,分类效果就会急剧下降,由此可以判断主要分类工作由 LSTM 完成,后面的全连接层实现拉大类间距离的功能。可以推测在此类任务中,完成任务的关键在时序处理网络上,分类器越简单越好。

图 5 中 NLTF 表示无长期视觉特征,LTF 表示使用长期视觉特征。可以看出除 GRU+MLP(tanh)正确率持平外,其他模型使用长期视觉特征的正确率均超过未使用长期视觉特征的正确率。由此可证明长期视觉特征可提高阿尔茨海默症的检测正确率。

图 6 表示各模型的 F1 值,除 LSTM+MLP 之外,其他模型使用长期视觉特征的 F1 值均比未使用长期视觉特征的 F1 值高或持平。由此可证明长期视觉特征对提高模型 F1 值的有效性。

图 7 表示在经过 GRU 网络处理后,使用 t-SNE 算法将数据映射到二维空间中的分布图。可以看出正样本(pos)和负样本(neg)可以很好地区分开。但是正样本和其他类型的样本依然难以分开。

在实验过程中,仅仅使用序列处理网络也能取得

较高的正确率,但阈值的选取十分困难,主要原因为序列处理网络仅能缩小类内距离,无法增加类间距离。图 6 中 LSTM、LSTM+MLP、GRU 和 GRU+MLP,使用长期视觉特征和不使用长期视觉特征的 F1 值都相差不大,甚至 LSTM+MLP 不使用长期特征的 F1 值比使用长期特征的 F1 要高。其他 MLP 使用了激活函数的模型使用长期视觉特征的 F1 值均与不使用长期视觉特征的 F1 值有明显的改善,由此可以看出该任务中 MLP 带激活函数会帮助增加样本的类间距离,但会损害正确率。

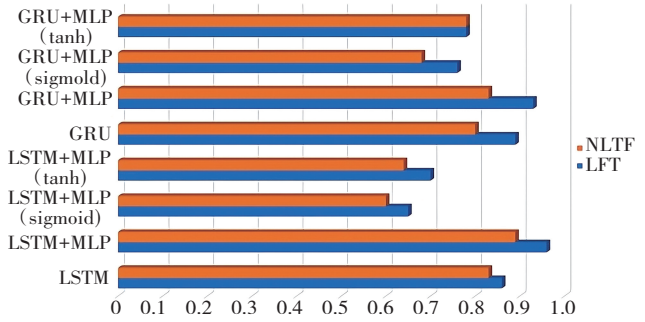

图 5　各模型的正确率

Fig. 5　Accuracy of each model

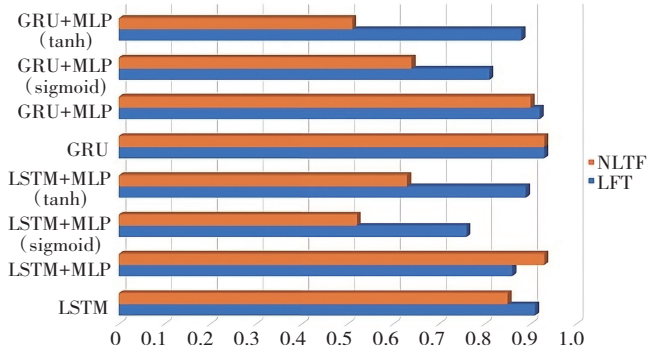

图 6　各模型的 F1 值

Fig. 6　F1 score for each model

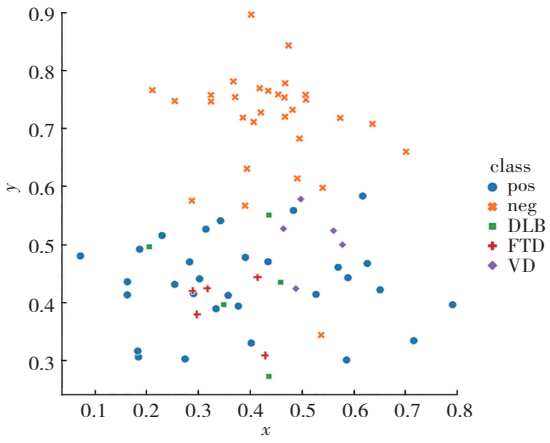

图 7　经过 GRU 网络后的数据分布图

Fig. 7　Distribution of data after passing through the GRU network

3.4　局限性分析

虽然本研究已经取得了较好的结果,但依然存在一些局限性。因为这项研究的目的是研究特定人群中的一种疾病,因此只能获得有限的样本量,并且样本均来自同一地区,这可能会影响这项工作的普遍性。而且视频均由非专业人员使用非专业设备拍摄,不可避免地会出现画面炫光,人物从画面中消失等问题,虽然已使用提取人体关键点克服此问题,但最终结果依然有可能会受到影响。在图 7 中出现的正样本和其他类型的样本难以区分的问题依然需要解决。

4　结　论

本文的目的是利用长期视觉特征进行早期阿尔茨海默症检测,以辅助医学诊断。使用受试对象在日常环境下行走的视频,通过 HRnet 提取出受试对象的手掌、手臂、肩膀、脚踝、膝盖、胯、躯干、头部等 17 个人体关键点,再将不同时间段的人体关键点数据相组合,作为神经网络的训练数据。实验证明长期视觉特征的应用在增强神经网络的检测效果方面取得了显著的成果,这为阿尔茨海默症的早期诊断提供了更为可靠的手段。在这一任务中,时序处理网络的作用尤为突出,这表示在未来的研究中需要更深入地探讨和优化时序处理网络的结构和功能。

参考文献(References):

[1] 蔺丛丛. 磁共振 DTI 技术在遗忘型轻度认知功能障碍、阿尔茨海默症诊断及其与认知功能相关性的临床应用研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2019.
LIN Cong-cong. Clinical application of magnetic resonance DTI technique in the diagnosis of amnestic mild cognitive impairment and Alzheimer' s disease and its correlation with cognitive function[D]. Shihezi: Shihezi University, 2019.

[2] 江源铭, 任鸣宇, 肖健男, 等. 磁共振 MRS 对早期阿尔茨海默症诊断的临床意义[J]. 海南医学院学报, 2018, 24(10): 1053-1054, 1058.
JIANG Yuan-ming, REN Ming-yu, XIAO Jian-nan, et al. Clinical significance of magnetic resonance MRS for early Alzheimer' s disease diagnosis[J]. Journal of Hainan Medical University, 2018, 24(10): 1053-1054, 1058.

[3] 昝志远, 王永红. 阿尔茨海默症临床治疗的研究进展[J]. 现代医药卫生, 2021, 37(13): 6-21.
ZAN Zhi-yuan, WANG Yong-hong. Research progress of clinical treatment of Alzheimer' s disease[J]. Modern Medicine and Health, 2021, 37(13): 6-21.

[4] 金银萍, 诸绍锋, 凌迎春. MRI成像参数对阿尔茨海默症的诊断价值[J]. 中国现代医生, 2022, 12(6): 6-18.
JIN Yin-ping, ZHU Shao-feng, LING Ying-chun. Diagnostic value of MRI imaging parameters in Alzheimer's disease[J]. China Modern Physician, 2022, 12(6): 6-18.

[5] 刘茜, 王瑜, 付常洋, 等. 基于fMRI和sMRI特征融合的阿尔茨海默病辅助诊断[J]. 计算机应用与软件, 2022(5): 39-52.
LIU Xi, WANG Yu, FU Chang-yang, et al. Assisted diagnosis of Alzheimer's disease based on fusion of fMRI and sMRI features[J]. Computer Applications and Software, 2022(5): 39-52.

[6] NORDBERG A, RINNE J O, KADIR A, et al. The use of PET in Alzheimer disease[J]. Nature Reviews Neurology, 2010, 6(2): 78-87.

[7] NIR T M, JAHANSHAD N, VILLALON-REINA J E, et al. Effectiveness of regional DTI measures in distinguishing Alzheimer's disease, MCI, and normal aging[J]. NeuroImage: Clinical, 2013, 3(1): 180-195.

[8] MIRZAEI G, ADELI H. Machine learning techniques for diagnosis of Alzheimer disease, mild cognitive disorder, and other types of dementia[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 2(10): 72-86.

[9] LIU M, ZHANG J, ADELI E, et al. Landmark-based deep multi-instance learning for brain disease diagnosis[J]. Medical Image Analysis, 2018, 43(4): 157-168.

[10] ISLAM J, ZHANG Y. An ensemble of deep convolutional neural networks for Alzheimer's disease detection and classification[EB/OL]. 2017: 1712, 01675. https://arxivorg/abs/1712.01675v2.

[11] JIANG X, CHANG L, ZHANG Y D. Classification of Alzheimer's disease via eight-layer convolutional neural network with batch normalization and dropout techniques[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2020, 62(6): 1040-1048.

[12] YAGIS E, HERRERA A, CITI L. Convolutional autoencoder based deep learning approach for Alzheimer's disease diagnosis using brain MRI[C]//Proceedings of the 34th International Symposium on Computer-Based Medical Systems. IEEE, 2021: 5693-5703.

[13] LIAN C, LIU M, ZHANG J, et al. Hierarchical fully convolutional network for joint atrophy localization and Alzheimer's disease diagnosis using structural mri[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(4): 880-893.

[14] YOU Z, YOU Z, LI Y, et al. Alzheimer's disease distinction based on gait feature analysis[C]//Proceeding of the IEEE International Conference on E-health Networking, Application & Services. IEEE, 2021: 1-6.

[15] 陈昌足. 基于深度融合网络的阿尔茨海默病辅助诊断方法研究[D]. 温州: 温州大学, 2021.
CHEN Chang-zhu. Research on auxiliary diagnosis method for Alzheimer's disease based on deep fusion network[D]. Wenzhou: Wenzhou University, 2021.

[16] SEIFALLAHI M, SOLTANIZADEH H, HASSANI MEHRABAN A, et al. Alzheimer's disease detection using skeleton data recorded with Kinect camera[J]. Cluster Computing, 2020, 23(2): 1469-1481.

[17] CHOI J S, OH H S, KANG D W, et al. Comparison of gait and cognitive function among the elderly with Alzheimer's disease, mild cognitive impairment and healthy[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2011, 12(5): 169-173.

[18] GRAS L Z, KANAAN S F, MCDOWD J M, et al. Balance and gait of adults with very mild Alzheimer's disease[J]. Journal of Geriatric Physical Therapy, 2015, 38(1): 1-12.

[19] GOYAL D, JERRIPOTHULA K R, MITTAL A. Detection of gait abnormalities caused by neurological disorders[C]//Proceedings of the IEEE 22nd International Workshop on Multimedia Signal Processing. IEEE, 2020: 1-6.

[20] HE K, CHEN X, XIE S, et al. Masked autoencoders are scalable vision learners[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2022: 16000-16009.

[21] SUN K, XIAO B, LIU D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2019: 5693-5703.

[22] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft coco: Common objects in context[C]//Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer International Publishing, 2014: 740-755.

责任编辑:李翠薇