

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2023.05.014

医学信号处理与医学仪器

基于深度LSTM残差网络的帕金森症诊断方法

侯晓丽¹, 赵雅², 严慧深¹, 程宏²

1. 扬州市职业大学医学院, 江苏 扬州 225000; 2. 扬州大学医学院, 江苏 扬州 225000

【摘要】语音特征分类下的帕金森症诊断方法具有无创、高效、准确、远程与成本低等特点,本研究提出一种基于深度长短期记忆网络(LSTM)残差网络的帕金森症诊断方法。分析帕金森症语音信号特点和LSTM残差模型,基于深度LSTM残差网络的帕金森症诊断模型分成3个部分:语音信号预处理网络、深度LSTM残差语音诊断网络和GAP-ELM帕金森症分类网络。该模型能实现帕金森语音信号的深层特征提取,通过LSTM结构的遗忘门和记忆门得到帕金森语音信号随时间变化的状态,最后通过帕金森症元音集完成帕金森症诊断测试。结果表明本文方法在各类信噪比环境中的帕金森症识别准确度均较高,并可在较少的轮次中完成训练,达到较优的稳定性和较小的损失值。

【关键词】帕金森症;长短期记忆网络;残差网络;帕金森症元音集

【中图分类号】R318;TP181

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)05-0609-07

Diagnosis of Parkinson's disease based on deep LSTM residual network

HOU Xiaoli¹, ZHAO Ya², YAN Huishen¹, CHENG Hong²

1. Medical School, Yangzhou Polytechnic College, Yangzhou 225000, China; 2. Medical School, Yangzhou University, Yangzhou 225000, China

Abstract: Parkinson's disease (PD) diagnosis method based on speech feature classification has the characteristics of non-invasive, efficient, accurate, remote and low-cost. A PD diagnosis method based on deep long short-term memory (LSTM) residual network is proposed. The characteristics of speech signal in PD patients and deep LSTM residual model are analyzed, and the PD diagnosis model based on deep LSTM residual network is divided into 3 parts, namely speech signal pre-processing network, deep LSTM residual network for speech diagnosis and GAP-ELM network for PD classification. The proposed model can realize the extraction of deep features of PD speech signal, and obtain the time-changing state of PD speech signal through the forgetting gate and memory gate of LSTM structure. PD diagnostic test is completed using PD vowel set. The experimental results demonstrate the proposed method has a higher recognition accuracy for PD in various signal-to-noise ratio environments, and it can complete the training in fewer epochs, and achieve better stability and smaller loss value.

Keywords: Parkinson's disease; long short-term memory network; residual network; Parkinson's disease vowel set

前言

帕金森症作为一类老年高发的神经异质性疾病,是由于脑内黑质纹形体损坏导致脑神经多巴胺分泌减少而形成认知功能与运动失调等问题,具有

不可逆转的特征^[1-2]。帕金森症早期病状较轻,但该时期是控制与治疗的关键期,往往易被患者忽视。此外,帕金森症和多类中枢病变表现类似,常出现误诊和漏诊等现象,从而耽误患者病情。因此,能协助实现早期病症临床诊断的方法具有重要的研究意义。

现有的帕金森症诊断方法主要依赖医生或专家的经验所形成的主观判断,误诊率往往高达20%~30%,而且诊断进程复杂,成本较高。发音障碍是早期帕金森病症的重要特征之一,利用发音障碍诊断病情具有信号采集设备成本低,诊断过程便捷和无创等特征^[3]。因而,利用语言信号完成帕金森症的早期诊断成为新的研究方向。Tosin等^[4]结合语言与帕

【收稿日期】2022-12-03

【基金项目】江苏省自然科学基金(BK20201434);中国高等教育学会职业技术教育分会课题(GZYYB2018030);扬州市职业大学自然科学科研项目(2017ZR16)

【作者简介】侯晓丽,硕士,讲师,研究方向:帕金森症诊断、神经药理学,E-mail: houxiaoli2010_1987@163.com

【通信作者】程宏,博士,副教授,研究方向:神经退行性疾病的保护作用,E-mail: hcheng@yzu.edu.cn

金森氏病综合评分量表完成帕金森病的预测,但该方法需要在大量测试数据的基础上完成诊断;Moorthy等^[5]应用径向基函数与softmax方法实现帕金森语言特征识别,该方法虽然简单,但准确率有待提高;胡德生等^[6]提出语谱图完成语言转化,并选用卷积网络实现特征分类,但准确度有待提高;储雯等^[7]采用主成分分析方法与支持向量机完成语音降维解析,但该算法效率不高;Ogawa等^[8]构建基于残差网络的多层神经网络,优选样本特征的同时提升分类准确度,但该方法很难克服特征的冗余干扰性;张筱等^[9]采用前馈式单通道语音网络提取声纹特征,但该方法对不同音质的语音信号,识别效果差别较大。

为解决现有方法准确率与算法效率不高等问题,本研究提出基于深度长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)残差网络的帕金森症诊断模型。采用的一维信号预处理网络可保障信号的直接处理,并采用全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)网络取代全连接网络,可最大程度地削减网络参数,提高处理效率;所利用的LSTM残差结构能充分提取语音信号特征,并结合GAP-极限学习机(GAP-Extreme Learning Machine, GAP-ELM)帕金森症分类网络可适应不同的语言信号,从而提升分类准确率,因此,该模型可有效完成帕金森症的识别。

1 帕金森症语音信号与LSTM残差模型分析

1.1 帕金森症语音信号分析

帕金森症的诊断进程繁杂,误诊率高,现有医疗技术需反复诊断,而患者群体大部分是老年人,这类人群大多需面对沉重的身体、精神和经济负担^[10]。帕金森症患者的发音异常和神经关联的肌肉所牵引的器官存在不同程度的损坏,导致调控能力不佳,因而患者的发声能量相对于正常人存在不同的分散程度^[11-12]。而帕金森症早期病人会出现肉耳难辨的轻微发声变化,因此,利用语言信号的采集便捷、对病人无伤害和成本低等特征完成帕金森症早期诊断,既为病人争取早期诊疗的宝贵时间,又节约费用开支^[13]。

帕金森症患者的语音幅值远低于正常人,这是因为这类病人很难调控发音肌群,使发声能量不集中^[14]。此外,帕金森症患者的基音频率^[15]以及音调间的差异不大、高低频差别较小。而且,帕金森症患者的发声浊音比例大,且短时间过零值不高,而短时间过零值与能量均值的关联度较高,因而帕金森病人的发声短时间能量均值低于健康人群。临床上,

采用持续元音检验声带障碍更具科学性,这是由于持续元音的发声应保证嘴巴开合较大的同时减少反射气流所产生的噪音^[16]。因而,利用持续元音检验帕金森症可获得更优的结果。

1.2 LSTM残差模型分析

1.2.1 LSTM结构分析 LSTM包含4个门结构,分别为输入门、输出门、遗忘门与记忆门^[17]。图1为LSTM结构,LSTM结构的运行函数如式(1)~(6)所示。

$$q_t = \rho(w_q[c_{t-1}, r_t] + b_q) \tag{1}$$

$$m_t = \rho(w_j[c_{t-1}, r_t] + b_j) \tag{2}$$

$$j_t = \tanh(w_r[c_{t-1}, r_t] + b_r) \tag{3}$$

$$z_t = q_t * z_{t-1} + m_t * j_t \tag{4}$$

$$k_t = \rho(w_c[c_{t-1}, r_t] + b_c) \tag{5}$$

$$c_t = k_t * \tanh(z_t) \tag{6}$$

其中, ρ 为sigmoid^[18]激活解析式,前一刻输出为 c_{t-1} ,应丢弃与所记忆的数据分别为 q_t 与 j_t ,记忆量为 m_t ,控制、整合与整合前数据分别为 k_t 、 z_t 与 z_{t-1} 。式中的4个门结构,输入门、输出门、遗忘门与记忆门的权值和偏置参数分别为: $w_r, b_r, w_c, b_c, w_q, b_q, w_j, b_j$ 。

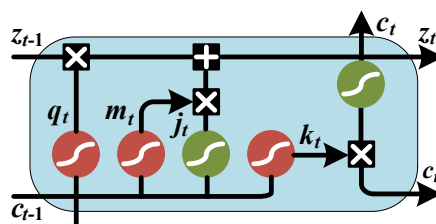


图1 LSTM结构
Figure 1 LSTM structure

1.2.2 残差模型分析 残差模型包含神经网络部分、激活函数和批处理部分(Batch Normalization, BN)^[19-20]。其中,残差模型的激活函数通常采用修正线性单元^[21](Rectified Linear Unit, Relu)或其改进单元。图2为残差元解析模型。

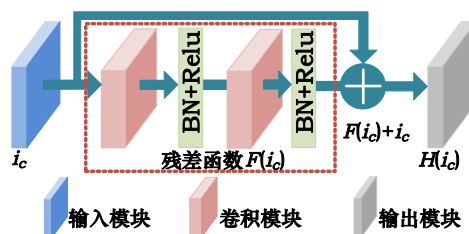


图2 残差元解析模型
Figure 2 Residual element analysis model

若残差模型的输入和函数分别为 r 与 $C(r)$,预计输出为 $y(r)$ 。把 r 视为起始值则能获得预计输出、残

差模型的输入和函数之间的关系式: $y(r)=C(r)+r$, $C(r)$ 可被视为要学习的函数 $C(r)=y(r)-r$, 即为残差。由此可知, 残差模型不能直接得到 $C(r)$, 是根据等值关联得到残差解析式 $C(r)=y(r)-r$, 便于解决梯度缺失的问题^[22]。

1.2.3 LSTM残差模型分析 图3为LSTM残差模型。在帕金森症早期诊断进程中, 基于输出门和记忆门之间的相关性能及时去掉重复信息, 并保存符合标准的信息, 从而使该结构满足帕金森症早期诊断的需求。

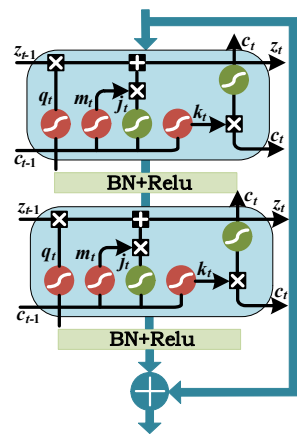


图3 LSTM残差模型
Figure 3 LSTM residual model

2 深度LSTM残差网络的帕金森症早期诊断

本研究提出深度LSTM残差网络完成帕金森症的早期诊断, 其诊断模型包含3个部分, 即: 语音信号预处理网络、深度LSTM残差语音诊断网络和GAP-ELM帕金森症分类网络。图4为深度LSTM残差网络的帕金森症早期诊断模型, 其中, 深度LSTM残差语音诊断网络能实现帕金森语音信号的深层特征提取, 并通过LSTM结构的遗忘门和记忆门得到帕金森语音信号随时间变化的状态; 而GAP-ELM帕金森症分类网络则能规避现有 softmax 分类网络^[23]准确率低的问题, 从而有效实现帕金森症的早期诊断。

2.1 语音信号预处理网络

声带损伤所带来的发音模糊、音量不高、音色嘶哑、发音调控性减弱等特征是早期帕金森症的问题^[24]。有研究表明采用持续元音法可有效诊断发声障碍的症状, 持续元音可避免繁杂而凌乱的发声, 效果较好。医学上常选用持续元音 a、i 与 u 检验声带损伤状况。而且, 大部分相关研究仅重视持续元音 a 信号的情况, 这是由于 a 信号最大程度地包含帕金森临床语音数据。从生理而言, 发声 a 应保证口腔声道肌肉的协调性, 并要求嘴的开合程度较大, 而帕金森症患者很难控制声道肌肉^[25]。

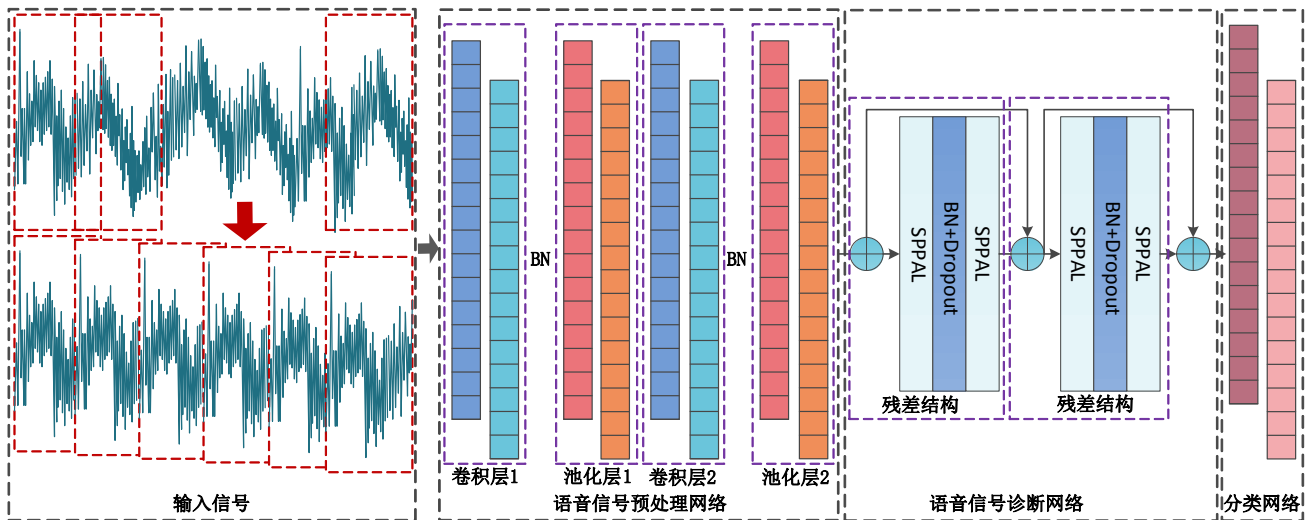


图4 深度LSTM残差网络的帕金森症早期诊断模型
Figure 4 Early diagnosis model of Parkinson's disease based on deep LSTM residual network

帕金森症的语音信号多由麦克风采集^[26], 其频率响应区间为 30~60 kHz。由于语音信号是一维的, 也就是在空间中呈一维特征状态, 而这类数据与二维图谱相比, 所含有的冗余信息不多。因而, 采用相应的一维卷积网络可保证语音数据的处理, 并规避高维转换, 从而加快信号预处理的速率。语音信号

预处理网络能优化深度网络效率, 加快收敛并减小语音噪声, 实现语音信号的归一化处理。为防止过拟合问题的产生, 本研究引入BN层。

2.2 语音信号诊断网络

语音信号诊断网络(图4)包含由LSTM结构所形成的信号处理和参量调整层, 该网络可从信号处

理和参量调整这两个角度提取语音信号,进而得到较完善的语音信号数据;而参量调整模块能综合相关的权值参量,并依据上一个状态的输出调整当前状态的参量,图5为信号处理和参量调整层。

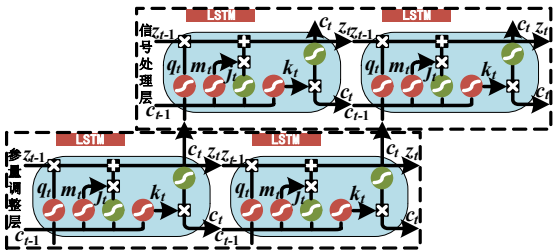


图5 信号处理和参量调整层
Figure 5 Signal processing and parameter adjustment layer

当网络深度逐步加深时,容易出现梯度损失和弥散的情况,而将信号处理和参量调整层融入残差结构能有效调整以上问题,并提高训练速度,便于信号处理与算法效能提高。因此,本研究融合残差结构、信号处理和参量调整层实现帕金森症语音信号的预处理。此外,语音信号诊断网络融合BN和dropout层(图6)。

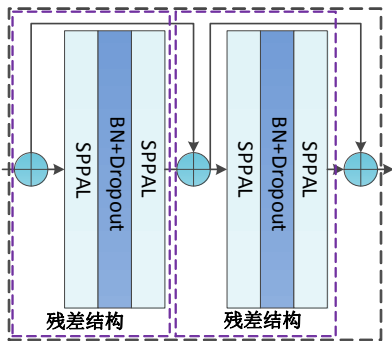


图6 语音信号诊断网络
Figure 6 Speech signal diagnosis network

2.3 帕金森症语音分类网络

基于GAP-ELM技术的帕金森症语音分类网络能把处理之后的信号经过GAP网络传输到ELM分类网络内。本研究选取GAP网络取代全连接网络,可完成语音信号的扁平化处理,从而最大程度地削减网络参数,并避免网络的过拟合状况。而ELM分类网络具有训练速度快和高速泛化性的特征,可提高网络的训练速度。ELM分类网络可依据隐含网络的设置来获得相关参量,并结合最小二乘法得到输出层的权值,图7为ELM分类网络。

假定 s_i 为帕金森语音信号, $f()$ 为隐含网络的激活

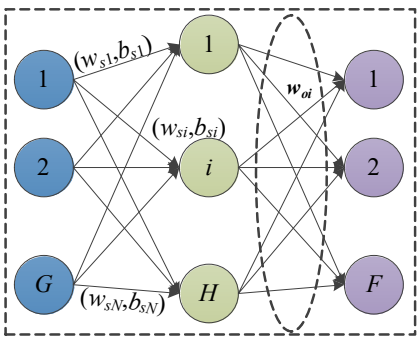


图7 ELM分类网络
Figure 7 ELM classification network

模型, w_{si} 为输入和第 i 个隐含层的权重参数, b_{si} 为第 i 个隐含层的偏置值,式(7)表示为隐含层的输出参量 $h_{si}()$ 。

$$h_{si}(s_i) = f(w_{si}s_i + b_{si}) \tag{7}$$

w_{oi} 为第 i 个隐含层和输出层之间的权重参数, N 为权重参数的数目,式(8)表示为输出层的参量 $o(s_i)$ 。

$$o(s_i) = \sum_{i=1}^N w_{oi}h_{si}(s_i) \tag{8}$$

3 实验结果和分析

3.1 帕金森症元音集(Parkinson's Disease Vowel Set, PDVS)分析

PDVS通过本项目组与医院合作采集,PDVS的采集装置为TIWASTAGE M7电容型麦克风,其采样率为48 kHz。实验要求麦克风和测试者嘴部的间距是8 cm,并保持实验环境安静,全程未出现干扰音。采集前测试者除帕金森症外无精神类疾病,于1 d内未采用精神类药品、1 h内未剧烈运动,并于0.5 h内保持坐定。采集过程中,测试者的发音需平稳且外围噪声低于30 dB。PDVS包含各测试者持续发出元音a、i与u,单次发声2.4 s,各元音持续发声3次,并完成语音段剪切,使各语音长度为0.8 s。剪切之后分别包含216段帕金森症语音样本和216段正常语音样本。表1为测试集及训练集的样本数目,表2为健康对照者及不同帕金森症程度的样本数目。

表1 测试集及训练集的样本数目
Table 1 Number of samples in the test and training sets

| 组别 | 数据集 | 样本数目 |
|------|-----|------|
| 对照者 | 训练 | 144 |
| | 测试 | 72 |
| 帕金森症 | 训练 | 144 |
| | 测试 | 72 |

表2 健康对照者及不同帕金森症程度的样本数目
Table 2 Number of samples from controls and patients
with different degrees of Parkinson's disease

| 组别 | 测试者 | 性别 | 样本数目 |
|------|-----|----|------|
| 对照者 | 1 | 男 | 120 |
| | 2 | 女 | 96 |
| 帕金森症 | | | |
| 轻度 | 3 | 男 | 27 |
| | 4 | 女 | 36 |
| 中度 | 5 | 男 | 45 |
| | 6 | 女 | 36 |
| 重度 | 7 | 男 | 27 |
| | 8 | 女 | 45 |

3.2 帕金森症元音识别结果

为检验本文方法的效果,完成本文方法和其他两种方法的帕金森症元音识别准确率对比,式(9)为准确率的计算方法。表3为帕金森症元音识别准确率(%)。

Pre = T/A

(9)

其中,Pre为准确率,T为测试样本被正确分类的数目,A为测试样本的总数。

表3 帕金森症元音识别准确率(%)
Table 3 Vowel recognition accuracy in
Parkinson's disease (%)

| 方法 | 帕金森症 | 健康对照 |
|-------|------|------|
| 文献[5] | 81.6 | 78.3 |
| 文献[8] | 88.2 | 85.3 |
| 本文方法 | 95.1 | 95.8 |

本文方法的帕金森症诊断准确率高於文献[5, 8],这是由于本文方法由LSTM结构所形成的信号处理和参量调整层可双向捕获语音信号,并提取信号特征,从而充分提取语音信息;而采用的GAP-ELM网络能规避参数冗余和网络的过拟合现象,使帕金森症的诊断准确度更高。文献[5]综合径向基函数与softmax方法实现帕金森语言特征识别,该方法虽然简单,但准确率有待提高;文献[8]构建基于残差网络的多层神经网络,该方法能在优选样本特征的同时提升分类准确度,但该方法很难克服特征的冗余干扰性。

选择混淆阵列表示帕金森症元音识别的准确率,横坐标表示实际患病或健康情况,纵坐标表示所预测的患病或健康情况(图8)。每一列代表该类故障或误

判为其他故障类别的比值,各比值之和是100%。实验结果表明本文方法的各种语音类别的识别准确率均超过94%,其中采用的深度LSTM残差网络可有效诊断帕金森症,可实现对帕金森症的准确识别。

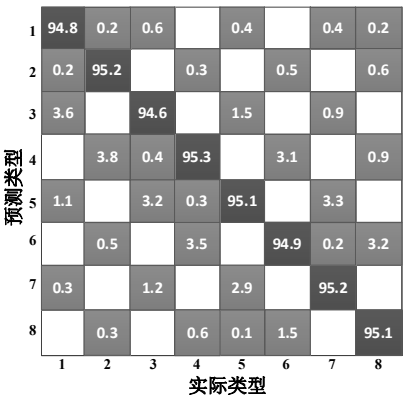


图8 帕金森症元音识别混淆阵列
Figure 8 Parkinson's vowel recognition confusion matrix

3.3 算法效能和抗噪声分析

3.3.1 算法效能分析 在PDVS中完成本文方法和文献[5, 8]的效能对比,在深度LSTM残差网络中将帕金森症元音信号以批为单位进行处理,在每轮的处理过程中,批和迭代数目可设置为180和25。损失函数选择自适应矩估计,将学习率设定为0.001,完成网络参数训练。图9为准确率与损失值随着轮次(单位为1)增加的变化状况。实验结果表明本文方法可在较少的轮次中完成训练。此外,由于本文方法能充分提取帕金森症元音信号特征,因而其准确率比文献[5, 8]更高。随着轮次的增加,本文方法的损失值逐步变小,并在第8轮后达到稳定而较小的损失值,这是由于深度LSTM残差网络能在参数调节的过程中优化损失值;而文献[5, 8]均在第9轮后才收敛到最优,文献[5]的损失值较高,而文献[8]呈现为波动收敛的状态。

3.3.2 抗噪声分析 本研究通过在帕金森症语音集中加入高斯噪声信号来得到对应的信噪比混合信号,并把信噪比区间调整为-4~10 dB,从而比较本文方法和文献[5, 8]在噪声环境中的准确度。式(10)为信噪比模型SNR。

SNR = 10log₁₀^(S_a/S_n)

(10)

其中,S_{sh}与S_{cs}为信号与噪声的功率。

图10为原始语音信号和加入噪声后的语音信号样本,该样本是以原始帕金森症语音集中的持续元音a信号为例,给出正常女性与轻度帕金森症男性的原始语音信号与加噪后语音信号的样本实例。

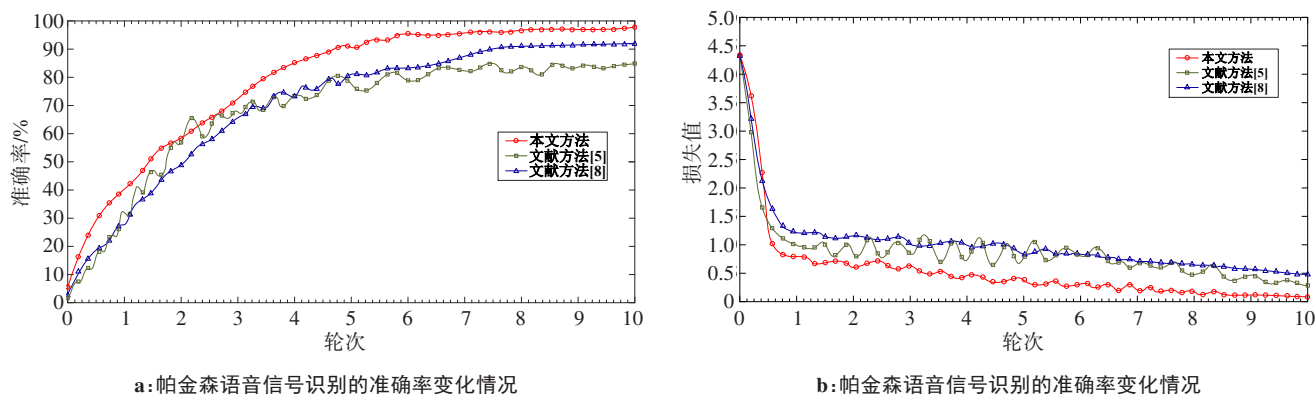


图9 准确率与损失值随着轮次增加的变化状况

Figure 9 Changes of accuracy and loss values with the increase of epochs

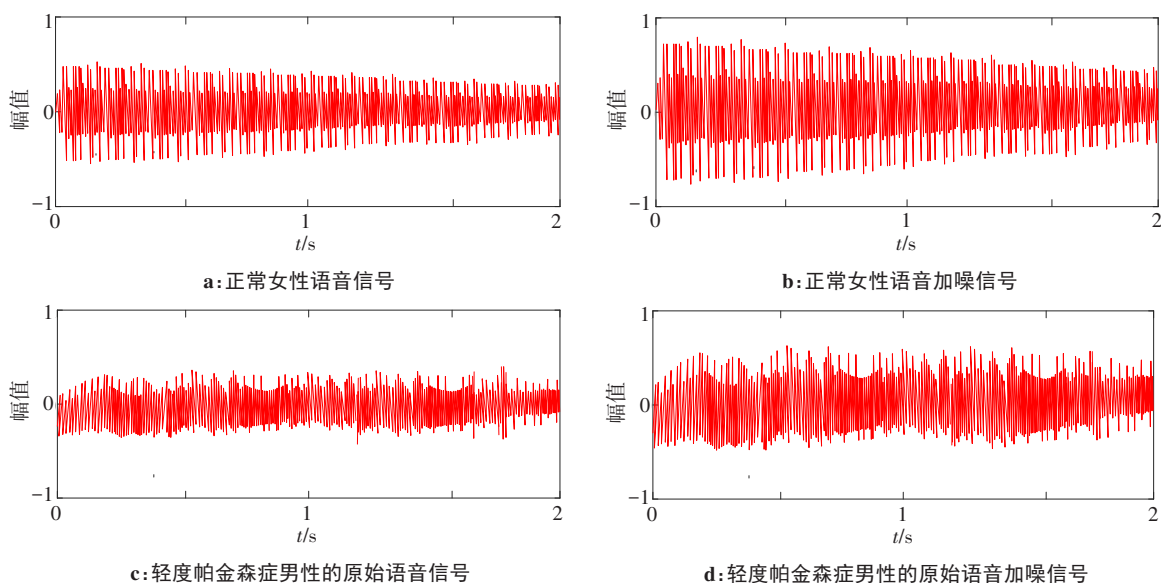


图10 原始语音信号和加入噪声后的语音信号样本

Figure 10 Samples of original speech signals and noisy signals

图11为不同信噪比环境下的本文方法和文献[5,8]的表现。本文方法在各类信噪比环境中的帕金森症识别准确度均高于其他两种方法;而且,本文方法在信号占比低的语音环境中,仍然有相对于文献[5,8]较高的识别准确率。

4 结论和分析

基于帕金森症语音信号的诊断方法存在便捷、高效、准确、安全和成本低的特点,可在早期及时确诊结果,并具有大规模推广的意义。此外,尽早确诊帕金森症并完成医学干预能缓解病情、提升生活质量和降低医疗成本。

本研究所提出的深度LSTM残差网络的帕金森症诊断模型包含3个部分,即语音信号预处理网络、深度LSTM残差语音诊断网络和GAP-ELM帕金森

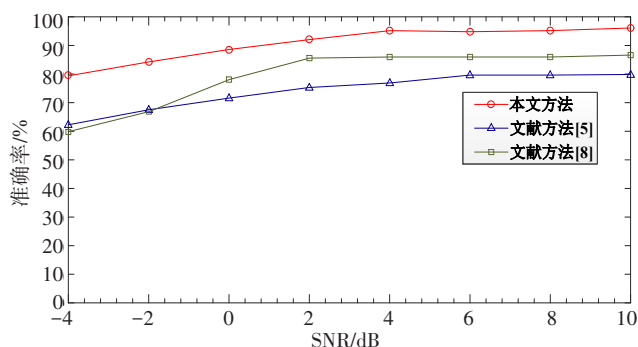


图11 不同信噪比环境下的本文方法和文献方法[5,8]的表现

Figure 11 Performances of the proposed method and the methods in literatures [5, 8] in various signal-to-noise ratio environments

症分类网络。其中,语音信号预处理网络采用一维卷积结构来优化深度网络效率,加快收敛并减小语音噪声,实现语音信号的归一化处理;语音信号诊断

网络是由LSTM结构所形成的信号处理和参量调整层组成,可从信号处理和参量调整这两个角度提取语音信号,并得到较完善的语音信号数据;基于GAP-ELM技术的帕金森症语音分类网络能把处理之后的信号经过GAP网络传输到ELM分类网络内,完成语音信号的扁平化处理,从而最大程度地削减网络参数,并避免网络的过拟合状况。

实验结果表明本文方法可有效诊断帕金森症,对各种语音类别的识别准确率均超过94%,而在各类信噪比环境中的帕金森症识别准确程度均高于其他两种方法(文献[5, 8]),可实现对帕金森症的准确识别。从算法效能和抗噪声分析角度而言,本文方法能在较少的轮次中完成训练。此外,随着轮次的增加,本文方法的损失值逐步变小并在第8轮后收敛到最优。

【参考文献】

- [1] 冯正权, 何庆华, 朱新建, 等. 基于情景姿态的帕金森病患的肢体失衡与震颤检测系统研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2012, 29(3): 3434-3437.
Feng ZQ, He QH, Zhu JX, et al. Development of a monitor for the unbalanced step and tremor of Parkinson's disease patients in daily status[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2012, 29(3): 3434-3437.
- [2] Schmauss M. Depression and Parkinson's disease[J]. Fortschritte Der Neurologie Psychiatrie, 2022, 90(4): 145-146.
- [3] Iglseider B, Lange R. Atypical Parkinson's syndrome in old age[J]. Zeitschrift Fur Gerontologie Und Geriatrie, 2022, 55(5): 421-430.
- [4] Tosin MH, Stebbins GT, Comella C, et al. Does MDS-UPDRS provide greater sensitivity to mild disease than UPDRS in de novo Parkinson's disease[J]. Mov Disord Clin Prac, 2021, 8(7): 1092-1099.
- [5] Moorthy RS, Pabitha P. Prediction of Parkinson's disease using improved radial basis function neural network[J]. Tech Science Press, 2021, 68(3): 3101-3119.
- [6] 胡德生, 张雪英, 张静, 等. 基于主辅网络特征融合的语音情感识别[J]. 太原理工大学学报, 2021, 52(5): 769-774.
Hu DS, Zhang XY, Zhang J, et al. Feature fusion based on main-auxiliary network for speech emotion recognition[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021, 52(5): 769-774.
- [7] 储雯, 李银国, 徐洋, 等. 基于段级特征主成分分析的说话人识别算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(7): 1935-1937.
Chu W, Li YG, Xu Y, et al. Speaker recognition method based on utterance level principal component analysis[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(7): 1935-1937.
- [8] Ogawa M, Yang YR. Residual-network-based deep learning for Parkinson's disease classification using vocal datasets[C]. 2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies, 2021: 275-277.
- [9] 张筱, 张巍, 王文浩, 等. 基于多谱特征生成对抗网络的语音转换算法[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(5): 893-901.
Zhang X, Zhang W, Wang WH, et al. A voice conversion algorithm based on multi-spectral feature generative adversarial network[J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42(5): 893-901.
- [10] Ravat P, Shinde S, Shinde SR, et al. Juvenile PLA2G6-Parkinsonism due to Indian 'Asian' p. R741Q mutation, and response to STN DBS[J]. Mov Disord, 2022, 37(3): 657-658.
- [11] Gultekin M, Tufekcioglu Z, Baydemir R. Novel frameshift CTSF mutation causing Kufs disease type B mimicking frontotemporal dementia-Parkinsonism[J]. Neurocase, 2022, 28(1): 107-109.
- [12] Ferrea S, Junker FB, Hartmann CJ, et al. Brain volume patterns in corticobasal syndrome versus idiopathic Parkinson's disease[J]. J Neuroimaging, 2022, 32(4): 720-727.
- [13] Riboldi GM, Frattini E, Monfrini E, et al. A practical approach to early-onset Parkinsonism[J]. J Parkinson Dis, 2022, 12(1): 1-26.
- [14] Merino-Galan L, Jimenez-Urbietta H, Zamarbide M, et al. Striatal synaptic bioenergetic and autophagic decline in premotor experimental Parkinsonism[J]. Brain, 2022, 145(6): 2092-2107.
- [15] Graux J, Courtine JB, Bruneau N, et al. Higher fundamental voice frequency is related to extrapyramidal symptoms in schizophrenia[J]. Schizophr Res, 2015, 161(2-3): 517-518.
- [16] Skrabal D, Tykalova T, Klempir J, et al. Dysarthria enhancement mechanism under external clear speech instruction in Parkinson's disease, progressive supranuclear palsy and multiple system atrophy[J]. J Neural Transm, 2020, 127(6): 905-914.
- [17] Frame JM, Kratzert F, Nearing GS, et al. Post-processing the national water model with long short-term memory networks for streamflow predictions and model diagnostics[J]. J Am Water Resour As, 2021, 57(6): 885-905.
- [18] Lu SB, Ge FS, Liu C, et al. Adenosquamous carcinoma of sigmoid colon in an adolescent: a case report and literature review[J]. Asian J Surg, 2022, 45(4): 1055-1056.
- [19] Zhang RF, Li MC. Bilinear residual network method for solving the exactly explicit solutions of nonlinear evolution equations[J]. Nonlinear Dynam, 2022, 108(1): 521-531.
- [20] Li CB, Wu SQ, Yi Q, et al. A cutting parameter energy-saving optimization method considering tool wear for multi-feature parts batch processing[J]. Int J Adv Manuf Tech, 2022, 121(7-8): 4941-4960.
- [21] He JC, Li L, Xu JC. ReLU deep neural networks from the hierarchical basis perspective[J]. Comput Math Appl, 2022, 120: 105-114.
- [22] Molitor D, Needell D, Ward R. Bias of homotopic gradient descent for the hinge loss[J]. Appl Math Opt, 2021, 84(1): 621-647.
- [23] Spagnolo F, Perri S, Corsonello P. Aggressive approximation of the SoftMax function for power-efficient hardware implementations[J]. IEEE T Circuits-II, 2022, 69(3): 1652-1656.
- [24] Sharma V, Nayak S, Devadas U. A survey of vocal health in church choir singers[J]. Eur Arch Oto-Rhino-L, 2021, 278(8): 2907-2917.
- [25] 张丙淑, 随力. 影响脑深部刺激作用效果的主要因素及分析[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(4): 427-432.
Zhang BS, Sui L. Factors affecting the therapeutic effects of deep brain stimulation[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(4): 427-432.
- [26] Canturk I, Karabiber F. A machine learning system for the diagnosis of Parkinson's disease from speech signals and its application to multiple speech signal types[J]. Arab J Sci Eng, 2016, 41(12): 5049-5059.

(编辑:谭斯允)