PD-ADSV：一种利用语音信号和硬投票集成方法诊断帕金森病的自动诊断系统

PariaGhaheri[1], Ahmadreza Shateri[1], Hamid Nasiri[2,*]

[1] 塞姆南大学电气与计算机工程系，伊朗塞姆南[2] 德黑兰理工学院（阿米尔卡比尔理工大学）计算机工程系，伊朗德黑兰。

如需联系，请致函 Hamid Nasiri；h.nasiri@aut.ac.ir

摘要

帕金森病（PD）是最常见的运动障碍，也是仅次于阿尔茨海默病的第二常见神经退行性疾病。运动症状和成像技术是诊断该病最常用的方法。然而，这些方法既不够准确，也不够快速，而且可能只有少数人能够使用。 本研究提出一种用于诊断帕金森病的自主系统，即 PD-ADSV。该系统基于语音信号，采用四种机器学习分类器和硬投票集成方法，以实现最高准确率。PD-ADSV 使用 Python 和 Gradio Web框架开发。

关键词

梯度提升; LightGBM; 帕金森病; XGBoost;

代码元数据

编号	代码元数据描述	
C1	当前代码版本	*V1.0*
C2	所用代码/代码仓库的永久链接 适用于此代码版本	https://github.com/Ahmadreza-Shateri/PD_ADSV
C3	可复现胶囊的永久链接	https://codeocean.com/capsule/8141825/tree/*v1*
C4	代码法律许可	GNU 通用公共许可证 v3.0
C5	使用的代码版本控制系统	*git*
C6	使用的软件编程语言	Python
C7	编译要求、运行 环境和依赖项	Python 3.8 或更高版本 Keras、TensorFlow、Pandas、NumPy、Gradio, Scikit-learn、XGboost、Lightgbm、Altair
C8	如有，请提供开发者 文档/手册	-
C9	问题咨询支持邮箱	h.nasiri@aut.ac.ir

软件元数据

当前软件版本	1.5.3
此版本可执行文件的永久链接	https://github.com/Ahmadreza-Shateri/PD_ADSV
软件许可协议	GNU 通用公共许可证 v3.0
操作系统	Microsoft Windows 7（或更高版本） Mac OS 10.12.6（Sierra 或更高版本） Linux
安装要求和依赖项	4 GB 内存 1 GB 可用磁盘空间

1. Introduction

帕金森病 （PD）是继阿尔茨海默病之后患病率第二高的神经退行性疾病，也是全球神经系统疾病负担的主要原因之一 [1], [2]。 在大多数情况下，帕金森病可根据患者的运动症状 [3] 或通过PET扫描和磁共振成像等替代性神经影像学方法进行诊断 [4]；然而，除了成本高、耗时长且普通公众难以获得之外，这些程序在患者诊断方面的准确性也并不高。近期研究表明，近90%的PD患者会出现发声障碍，这是其最初的症状之一[5]。 语音和言语问题的特征包括语音音量绝对值降低、音高变化减小、气声、震颤、嘶哑音质（粗糙度）、语速不稳定以及发音不清晰 [6]。 因此，分析帕金森病患者的语音信号是对该疾病进行早期诊断的重要步骤。

根据先前的研究 [7]–[9], , 帕金森病患者语音信号中的复制声学特征已被证明能够为帕金森病诊断提供关键且有价值的信息。 因此，本文介绍的软件采用了这些特征。 PD-ADSV采用了Ghaheri等人提出的方法 [9], , 使用极端梯度提升（XGBoost）、LightGBM、梯度提升和装袋法对提取的特征进行分类。此外，还根据这四种分类器的性能采用了硬投票集成方法。

2. 梯度提升决策树

梯度提升利用弱学习器（主要是决策树）的集成来提升机器学习模型的性能 [10]。 梯度提升决策树（GBDT）技术通过梯度提升来增强分类与回归树模型。数据科学家经常使用 GBDT，在各种机器学习挑战中取得最先进的成果 [11]。

3. 极端梯度提升

极端梯度提升（XGBoost）是 Chen 和 Guestrin 提出的一种改进型梯度树提升系统[12] , 融合了算法方面的改进（如近似贪心搜索和并行学习[13], [14]）以及用于提升学习效果和控制过拟合的超参数[15],[16]。 近年来，研究人员广泛应用 XGBoost，其在一系列机器学习（ML）挑战中的表现十分出色[17]–[24]。

4. LightGBM

微软和北京大学的研究人员最初开发了 LightGBM [25] ， 旨在解决 GBDT（梯度提升决策树）和 XGBoost 应用于具有高维输入特征和大型数据集的问题时所面临的效率与可扩展性问题[26]。LightGBM 算法采用了两种创新策略：基于梯度的单边采样（GOSS）[27] 和互斥特征捆绑（EFB）[28], [29]。

5. 装袋法

LeoBreiman [30] 于1994年提出了装袋法，这是一种利用自助采样样本驱动单个分类器的重采样技术。装袋法可降低方差和过拟合，提高机器学习算法的准确性和一致性，并保留决策树偏差 [31]。

6. 软件特征

PD-ADSV 基于四种机器学习分类器构建：XGBoost、LightGBM、梯度提升和装袋法。该系统还使用硬投票集成方法，通过患者语音信号实现最高准确率。 该软件利用 Python 和 Gardio 网页版可视化界面实现机器学习算法，提供卓越的性能和易用性 [32]。该软件使用 Python 3.9.7 版和 Gradio 框架 3.11.0 版。

为训练模型，收集了语音信号的复制声学特征数据集 [7] ，具体如下：发声任务是以舒适的音高和音量持续发出 /a/ 元音。每次呼吸都必须至少持续发声五秒。每位受试者重复该练习三次，每次重复均视为一次复制。语音数据使用配备外置声卡（TASCAM US322）和心形指向头戴式麦克风（AKG 520）的便携式计算机录制。 Audacity 软件（2.0.5 版）以 44.1 kHz 的采样率和 16 位/样本的分辨率进行数字录音。从语音信号中提取 32 项声学特征：5 项谐波噪声比（HNR）、13 项梅尔频率倒谱系数差分（Delta）、13 项 梅尔频率倒谱系数（MFCC），以及声门噪声激励比（GNE）。

总体而言，该软件分为两个步骤：1）接收用户的语音信号；2）执行分类，即检测用户是否有帕金森病症状。第一步，用户上传语音信号样本（图 1）。第二步，使用四种训练好的分类器对输入进行分类，包括 XGBoost、LightGBM、梯度提升和装袋法。此外，为了发挥各分类器的优势以提高准确率，我们根据各分类器的表现设置了权重。最后，硬投票集成方法确定最终预测（图 2）。 根据 [9], 基于“具有复制声学特征的帕金森数据集”的 PD-ADSV 模型 [7] ，其准确率达到 85.42%。



图 1。PD-ADSV 主页。

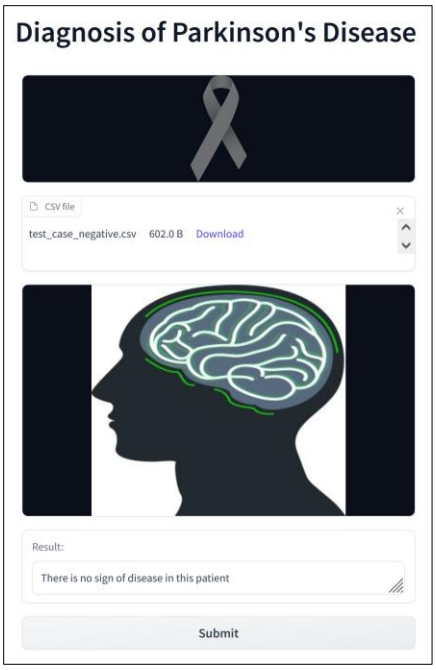

图 2. PD-ADSV 的结果。

7. 影响概述

如前所述，该软件可以利用语音信号诊断帕金森病。其用户界面简洁，适用于各个社会阶层。任何人都可以录制自己的语音，并使用该程序判断自己是否有帕金森病症状。 如图 1 所示，用户上传语音信号数据集后，不到 0.7 秒即可显示结果。

运动症状和影像学检查，例如磁共振成像、脑部超声检查和PET扫描，通常用于诊断这种疾病[33]。然而，除了准确率低、价格高之外，这些技术实施起来也极其困难，普通公众也难以获得。相比之下，PD-ADSV凭借其出色的速度和准确性，可以显著协助医疗服务提供者，尤其是神经科医生，检测帕金森病。

如前所述，该程序无需特殊设备即可录制帕金森病患者的语音，并且任何医院或医疗中心都可以轻松为患者提供这项服务。 因此，患者使用前文所述的设备录制语音。对提取出的语音信号声学特征进行分类后，PD-ADSV 会判断患者是否有帕金森病症状。

8. 结论

本文介绍了 PD-ADSV，这是一种利用语音信号检测帕金森病的自动诊断系统。凭借其易用性、高准确率以及人人皆可使用的特点，该软件可应用于任何医疗中心，并为医生提供很大帮助。该系统基于机器学习方法实现，并在“具有复制声学特征的帕金森数据集”上取得了 85.42% 的准确率。

利益冲突声明

作者声明，他们不存在任何已知的经济利益冲突或个人关系，可能会对本文报告的研究工作产生影响。

CRediT 作者贡献声明

Paria Ghaheri：概念构思、方法学、软件、研究、撰写初稿。Ahmadreza Shateri：概念构思、方法学、软件、验证、研究、可视化。Hamid Nasiri：概念构思、方法学、验证、审阅与编辑、监督。

参考文献

[1] A. Tarakad 和 J. Jankovic，《帕金森病的诊断与管理》，载于《神经病学研讨会》，Thieme Medical Publishers，2017 年，第 118–126 页。[2] G. E. Alexander，《帕金森病的生物学：多系统神经退行性疾病的发病机制与病理生理学》，《临床神经科学对话》，2022 年。[3] H. Zhang、E. S. L. Ho 和 H. P. H. Shum，《CP-AGCN：基于 Pytorch 的注意力引导图卷积网络，用于识别有脑瘫风险的婴儿》，《软件影响》，第 14 卷，第 100419 页，2022 年。[4] P. R. Magesh、R. D. Myloth 和 R. J. Tom，《一种利用 LIME 对 DaTSCAN 成像进行帕金森病早期检测的可解释机器学习模型》，《生物医学与药物治疗》，第 126 卷，第 104041 页，2020 年，doi: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.104041。[5] T. Zhang、Y. Zhang、H. Sun 和 H. Shan，《基于语音信号经验模态分解的能量方向特征用于帕金森病检测》，《生物控制与生物医学工程》，第 41 卷，141，2021，1，127 10 1016 2020 12 009 no. pp. – doi: https://doi.org/ . / j.bbe. . . 。[6] K. Dashtipour、A. Tafreshi、J. Lee 和 B. Crawley，《帕金森病的言语障碍：病理生理学、药物管理与外科治疗方法》，《神经退行性疾病管理》，第 8 卷，第 5 期，第 337–348 页，2018 年。

[7] L. Naranjo、C. J. Pérez、J. Martín 和 Y. Campos-Roca，《一种利用语音录音重复样本检测帕金森病的两阶段变量选择与分类方法》，《生物医学计算方法与程序》，第 142 卷，第 147–156 页，2017 年，doi：https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.02.019。[8] L. Naranjo、C. J. Perez、Y. Campos-Roca 和 J. Martin，《解决帕金森病检测中的语音录音重复问题》，《专家系统应用》，第 46 卷，第 286–292 页，2016 年。[9] P. Ghaheri 、 H. Nasiri 、 A. Shateri 和 A. Homafar，《基于语音信号、SHAP 和硬投票集成方法的帕金森病诊断》，arXiv 预印本 arXiv:2210 01205，2022 年。。[10] H. Rao 等，《基于人工蜂群和梯度提升决策树的特征选择》，《应用软计算》，第 74 卷，第 634–642 页，2019 年。[11] F. Zhou、Q. Zhang、D. Sornette 和 L. Jiang，《将逻辑回归级联应用于梯度提升决策树，以预测和交易股票指数》，《应用软计算》，第 84 卷，第 105747 页，2019 年。[12] T. Chen 和 C. Guestrin，《Xgboost：一种可扩展的树提升系统》，载于第 22 届 ACM SIGKDD知识发现与数据挖掘国际会议论文集，2016 年，第 785–794 页。[13] R. Fatahi、H. Nasiri、E. Dadfar 和 S. Chehreh Chelgani，《利用 SHAP-XGBoost 对工业水泥立式辊磨机的能耗因素进行建模：“意识实验室”方法》，《科学报告》，第 12 卷，第 1 期，第 7543 页，2022 年，doi：10.1038/s41598-022-11429-9。[14] S. Chehreh Chelgani、H. Nasiri、A. Tohry 和 H. R. Heidari，《利用 SHAP-CatBoost 对工业水力旋流器运行变量进行建模：“意识实验室”方法》，《粉末技术》，第 420 卷，第 118416 页，2023 年，doi：10.1016/j.powtec.2023.118416。[15] X. Shi、Y. D. Wong、M. Z.-F. Li、C. Palanisamy 和 C. Chai，《一种基于 XGBoost 的特征学习方法，用于驾驶评估和风险预测》，《事故分析与预防》，第 129 卷，179，2019 170pp. – 。[16] H. Nasiri 和 S. Hasani，《利用深度神经网络和 XGBoost 从胸部X线图像中自动检测 COVID-19 病例》，《放射摄影》，第 28 卷，第 3 期，第 732–738 页，2022 年，doi：10.1016/j.radi.2022.03.011。[17] S. Hasani 和 H. Nasiri，《COV-ADSX：一种使用X线图像、深度学习和 XGBoost 的 COVID-19 自动检测系统》，《软件影响》，第 11 卷，第 100210 页，2022 年，doi：https://doi.org/10.1016/j.simpa.2021.100210。[18] H. Nasiri 和 S. A. Alavi，《一种基于深度学习和方差分析特征选择方法、用于从胸部X线图像诊断 COVID-19 病例的新型框架》，《计算智能与神经科学》，第 2022 卷，第 4694567 页，2022 年，doi：10.1155/2022/4694567。[19] M. Rapp，《BOOMER——一种用于学习梯度提升多标签分类规则的算法》，《软件影响》，第 10 卷，第 100137 页，2021 年。[20] R. Fatahi、H. Nasiri、A. Homafar、R. Khosravi、H. Siavoshi 和 S. Chehreh Chelgani，《利用可解释人工智能方法对水泥回转窑运行变量进行建模——一种

“有意识实验室”的开发”，《颗粒科学与技术》，第1–10页，2022年，doi:10.1080/02726351.2022.2135470.[21] A. Homafar、H. Nasiri和S. Chehreh Chelgani，“通过SHAP-XGBoost对炼焦煤指标进行建模：可解释人工智能方法”，《燃料通讯》，第13卷，100078，2022年，1010162022100078 p. doi:. /j.jfueco. . .[22] H. Nasiri、A.Homafar和S.ChehrehChelgani，“使用可解释人工智能预测石灰华样品的单轴抗压强度和弹性模量”，《地球物理科学成果》，第8卷，第100034页，2021年，doi:10.1016/j.ringps.2021.100034.[23] S. C. Chelgani、H. Nasiri和M.Alidokht，“通过XGBoost和SHAP对工业煤柱浮选回路的冶金响应进行可解释建模——‘有意识实验室’的开发”，《国际矿业科学与技术杂志》，第31卷，第6期，第1135–1144页，2021年，doi:10.1016/j.ijmst.2021.10.006.[24] S. ChehrehChelgani、H.Nasiri和A.Tohry，“通过独特的可解释人工智能工具对工业高压辊磨机产品的粒度进行建模——‘有意识实验室’的开发”，《先进粉体技术》，第32卷，第11期，第4141–4148页，2021年，doi:10.1016/j.apt.2021.09.020.[25] G. Ke等，“LightGBM：一种高效的梯度提升决策树”，《神经信息处理系统进展》，第30卷，第3146–3154页，2017年.[26] X. Wen、Y. Xie、L. Wu和L. Jiang，“利用LightGBM和SHAP量化并比较关键风险因素对各种道路路段交通事故影响”，《事故分析与预防》，第159卷，第106261页，2021年，doi: https://doi.org/10.1016/j.aap.2021.106261.[27] M. R. Abbasniya、S.A. Sheikholeslamzadeh、H.Nasiri和S.Emami，“基于组织病理图像利用深度特征和梯度提升方法集成对乳腺肿瘤进行分类”，《计算机与电气工程》，第103卷，第108382页，2022年，doi: 10.1016/j.compeleceng.2022.108382.[28] H.Nasiri等，“利用深度特征融合和LightGBM对胸部X线图像中的COVID-19进行分类”，载于2022年IEEE世界人工智能与物联网大会（AIIoT），2022年，第201–206页。doi: 10.1109/AIIoT54504.2022.9817375.[29] M. Ezzoddin、H. Nasiri和M.Dorrigiv，“利用深度神经网络和LightGBM从胸部X线图像中诊断COVID-19病例”，载于2022年国际机器视觉与图像处理会议（MVIP），2022年，第1–7页。doi: 10.1109/MVIP53647.2022.9738760.[30] L. Breiman，“装袋预测器”，《机器学习》，第24卷，第2期，第123–140页，1996年.[31] H. Shahabi等，“使用Sentinel-1遥感数据和机器学习方法进行洪水检测和易发性制图：基于K近邻分类器的装袋集成的混合智能”，《遥感》（巴塞尔），第12卷，第2期，第266页，2020年.[32] A.Abid、A. Abdalla、A. Abid、D.Khan、A. Alfozan和J. Zou，“Gradio：在开放环境中轻松共享和测试机器学习模型”，arXiv预印本 arXiv:1906.02569，2019年.[33] A.Surguchov，“帕金森病中的生物标志物”，载于《神经退行性疾病生物标志物》，施普林格，2022年，第155–180页。