

基于步行速度和计时起立行走测试预测帕金森病

付祥昊¹, 陈和木², 李 健^{2*}

¹安徽医科大学第二临床医学院, 安徽 合肥

²安徽医科大学第一附属医院康复医学科, 安徽 合肥

收稿日期: 2025年6月9日; 录用日期: 2025年7月2日; 发布日期: 2025年7月11日

摘 要

背景: 帕金森病(Parkinson's disease, PD)是一种影响全球数百万人的生活质量神经系统退行性疾病, 其发病率随着年龄的增长而显著增加。PD患者步态障碍, 步行速度和平衡功能等均异于常人。近年来, 陆续开展了早期PD预测模型的研究, 但基于步态改变的机器学习对预测早期PD的研究尚少。目的: 使用机器学习, 整合步行速度和计时起立行走测试(Timed Up and Go, TUAG), 建立一个能够早期预测PD的模型。方法: 研究使用了来自Physionet上的“Gait in Parkinson's Disease”数据集集中的88名特发性帕金森病患者和72名健康对照者的相关数据, 建立逻辑回归、随机森林、支持向量机、LightGBM、XGBoost和CatBoost等六种机器学习模型, 并用Grid Search CV网格搜索和5折交叉验证进行参数寻优。计算最佳超参数组合下各模型在测试集上的性能并绘制ROC曲线。应用了SHapley Additive exPlanations (SHAP)框架来解释最佳模型。结果: 随机森林模型具有最高的AUC (0.771, 95%CI = 0.652~0.890), 但CatBoost模型在所有评估指标上表现最佳, 其准确率为0.708, 精确率为0.727, 召回率为0.708, F1得分为0.695, AUC为0.766 (95%CI = 0.646~0.886)。基于SHAP值的模型解释进一步揭示了步行速度和TUAG对响模型预测结果的影响。结论: 基于步行速度和TUAG的机器学习模型可准确地预测早期PD, 其中, CatBoost模型具有较高的性能。

关键词

帕金森病, 步行速度, 计时起立行走, 机器学习

Prediction of Parkinson's Disease Based on Gait Speed and Timed Up and Go Test

Xianghao Fu¹, Hemu Chen², Jian Li^{2*}

*通讯作者。

文章引用: 付祥昊, 陈和木, 李健. 基于步行速度和计时起立行走测试预测帕金森病[J]. 临床医学进展, 2025, 15(7): 680-688. DOI: 10.12677/acm.2025.1572040

¹The Second Clinical Medical College, Anhui Medical University, Hefei Anhui

²Department of Rehabilitation Medicine, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei Anhui

Received: Jun. 9th, 2025; accepted: Jul. 2nd, 2025; published: Jul. 11th, 2025

Abstract

Background: Parkinson's disease (PD) is a neurodegenerative disorder that affects the quality of life of millions of people worldwide, and its incidence increases significantly with age. PD patients have gait disturbances, and their walking speed and balance function are different from those of normal people. In recent years, studies on early PD prediction models have been carried out successively, but there are few studies on machine learning based on gait changes for predicting early PD. **Objective:** To use machine learning to integrate walking speed and the Timed Up and Go (TUAG) test to establish a model that can predict PD in the early stage. **Methods:** The relevant data of 88 patients with idiopathic Parkinson's disease and 72 healthy controls from the "Gait in Parkinson's Disease" dataset on Physionet were used in this study. Six machine learning models, including logistic regression, random forest, support vector machine, LightGBM, XGBoost and CatBoost, were established, and Grid Search CV grid search and 5-fold cross-validation were used for parameter optimization. The performance of each model on the test set under the best combination of hyperparameters was calculated and the ROC curve was drawn. The SHapley Additive exPlanations (SHAP) framework was applied to interpret the best model. **Results:** The random forest model had the highest AUC (0.771, 95%CI = 0.652~0.890), but the CatBoost model performed best in all evaluation indicators. Its accuracy was 0.708, precision was 0.727, recall was 0.708, F1 score was 0.695, and AUC was 0.766 (95%CI = 0.646~0.886). The model interpretation based on SHAP values further revealed the influence of walking speed and TUAG on the model prediction results. **Conclusion:** The machine learning model based on walking speed and TUAG can accurately predict early PD. Among them, the CatBoost model has relatively high performance.

Keywords

Parkinson's Disease, Gait Speed, Timed Up and Go, Machine Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

帕金森病(Parkinson's disease, PD)是一种常见的神经系统退行性疾病,影响全球数百万人的生活质量。PD的发病率随着年龄的增长而显著增加,45岁及以上人群的年龄调整患病率为0.82% [1]。全球疾病负担研究显示,PD已成为增长最快的神经系统疾病之一[2]。随着全球人口老龄化的加剧,预计未来几十年PD的患病率将进一步上升。

PD的主要特征包括静止性震颤、肌肉僵直、运动迟缓和姿势平衡障碍。其中,步态障碍是PD患者最常见的症状之一,严重影响患者的日常活动能力和生活质量[3]。步态障碍不仅表现为步速减慢、步幅缩短,还可能伴有步态冻结现象,这是一种突然且无法控制的步态停止,可能导致跌倒和严重的伤害[4]。研究表明,小于0.8 m/s的步态速度与较高的前驱PD概率评分相关[5]。计时起立行走测试(Timed Up and Go, TUAG)作为一种简单易行的步态评估工具,已被广泛应用于临床实践中,用于评估患者的平衡能力

和跌倒风险[6]-[8]。而与那些具有正常测试结果者相比, $TUAG \geq 20$ 秒的老年人罹患 PD 的风险显著增加[9]。

尽管步态分析和 TUAG 测试在 PD 的评估中显示出良好的应用前景, 但大多数研究集中在已确诊的 PD 患者中, 而对于前驱期 PD 的早期识别研究较少。本研究旨在通过整合步行速度和 TUAG 测试的结果, 结合机器学习算法, 建立一个能够早期预测 PD 的模型。我们希望通过本研究, 为 PD 的早期识别和管理提供新的思路和方法, 进一步推动该领域的学术研究和临床实践。

2. 研究对象与方法

2.1. 研究对象

研究对象相关信息源自于 Physionet 上的 Gait in Parkinson's Disease 数据集[10] [11]。该数据库包含了来自于三项研究的 93 名特发性帕金森病患者和 73 名健康对照者的步态测量数据。数据库包括受试者在平坦地面上以他们习惯的、自行选择的速度行走约 2 分钟时足底传感器所记录的信息。该数据库还包括人口统计信息、疾病严重程度、计时起立行走测试时间和自选步行速度等相关信息。相关数据开放共享, 在遵守指定许可条款的前提下, 任何人都可以访问。

2.2. 数据预处理

选取数据集中 demographics.xls 文件, 共 166 名研究对象, 去除不需要的和缺失值较多的 UPDRS、UPDRSM 和 Speed_10 等列。对于缺失值比例较低的列数据, 如 Height (3, 1.8%)、Weight (3, 1.8%)、TUAG (13, 7.8%)、Speed_01 (1, 0.6%)等, 采用 K 近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)算法进行多重插补。然后, 基于 3 倍标准差的方法来识别异常值, 去除异常值所在行数据。最终, 共有 160 名受试者的相关信息纳入研究。

2.3. 模型建立与参数寻优

采用了 Python 3.12.4 作为主要编程工具, 并利用了 pandas 2.2.2, numpy 1.26.4, scipy 1.13.0, sklearn 1.5.1, matplotlib 3.8.4, seaborn 0.13.2 等多个开源库来进行数据分析和作图。所有脚本均在 Pycharm 环境下编写执行。将数据集划分训练集(70%)和测试集(30%)。建立逻辑回归(Logistic regression, LR)、随机森林(Random forest, RF), 支持向量机(Support vector machine, SVM)、LightGBM、XGBoost 和 CatBoost 等六种机器学习模型。然后, 使用 Grid Search CV 网格搜索和 5 折交叉验证(5-fold Cross-Validation)找寻了每种模型的最佳超参数组合。

2.4. 模型评价

计算最佳超参数组合下各模型在测试集上的性能, 如准确率 Accuracy、精确率 Precision、召回率 Recall 和 F1-score 等。同时, 绘制了相应的受试者工作特征曲线(ROC)并计算曲线下面积(AUC)及其置信区间以评价模型预测性能。

2.5. 模型解释

为了深入理解模型的预测行为以及步行速度和 TUAG 对模型预测结果的贡献, 我们引入了 SHAP 值。为了更直观地呈现特征对模型预测的贡献情况, 我们进一步利用 SHAP 库提供的可视化工具, 生成特征重要性排序图, 通过对所有样本的 SHAP 值绝对值进行平均, 展示各个特征在整体上对模型预测结果影响的相对重要性程度。

2.6. 统计分析

统计分析基于 Python 3.12.4 及其统计相关库 statsmodels 0.14.2 开展。计量资料均符合正态分布，以 $(\bar{x} \pm s)$ 表示，组间比较采用独立样本 T 检验；偏态分布的计量资料以 $M (P_{25}, P_{75})$ 表示，组间两两比较采用秩和检验；计数资料以率表示，组间比较采用 χ^2 检验。统计显著性水平设定为 0.05。

3. 结果

3.1. 两组患者一般信息比较

共纳入 160 名受试者，其中 88 名 PD 患者，其中，男性 96 人，平均年龄 65.31 ± 8.55 岁，BMI 为 $25.47 [23.58, 28.02]$ Kg/m²，TUAG 时间为 $10.38 [9.02, 12.06]$ 秒，自选步行速度为 1.13 ± 0.20 m/s。PD 组和健康对照组患者在年龄、性别、BMI 等方面差异无统计学意义($P > 0.05$)；TUAG 时间和自选步行速度比较，差异有统计学意义($P < 0.05$)。见表 1。

Table 1. Comparison of general data between the two groups
表 1. 两组患者一般信息比较

变量	例数	性别 (男/女)	年龄 ($\bar{x} \pm s$, 岁)	BMI (Kg/m ²)	TUAG ($M [P_{25}, P_{75}]$, 秒)	Speed ($\bar{x} \pm s$, m/s)	Hoehn-Yahr
PD	88	56/24	66.35 ± 8.82	25.86 ± 3.51	$11.12 [10.13, 12.83]$	1.04 ± 0.18	2 [2, 2.5]
健康对照	72	40/32	64.03 ± 8.10	$25.45 [23.58, 27.83]$	$9.38 [8.42, 10.42]$	1.24 ± 0.16	
$\chi^2/t/Z$		1.077 ^a	1.721 ^b	0.448 ^c	5.472 ^c	-7.081 ^b	
P		0.299	0.087	0.656	0.000	0.000	

注：^a表示 χ^2 值，^b表示 t 值，^c表示为 Z 值。BMI = 体质量指数，TUAG = 计时起立行走测试，Speed = 自选步行速度。

3.2. 各模型在测试集的预测性能

CatBoost 模型在多个性能指标上表现出色，如准确率(0.708)，精确率(0.727)，召回率(0.708)和 F1 得分(0.695)等，说明它在整体预测准确性、正例预测的精准度以及综合平衡精确率和召回率方面都有较好的表现。随机森林在 AUC (0.771)方面表现突出，在区分不同类别样本的能力上有优势。见表 2。

Table 2. Performance of different machine learning methods
表 2. 不同机器学习方法的性能

机器学习算法	准确率	精确率	召回率	F1 得分	AUC
LR	0.625	0.629	0.625	0.608	0.727
RF	0.688	0.690	0.688	0.681	0.771
SVM	0.667	0.671	0.667	0.658	0.747
LightGBM	0.667	0.709	0.667	0.635	0.736
XGBoost	0.667	0.678	0.667	0.652	0.750
CatBoost	0.708	0.727	0.708	0.695	0.766

注：LR = 逻辑回归，RF = 随机森林，SVM = 支持向量机，AUC = 曲线下面积。

在确定各模型的最佳超参数组合后，为直观对比其分类性能，我们绘制了对应的 ROC 曲线(见图 1)，并计算得出各模型的 AUC 数值。

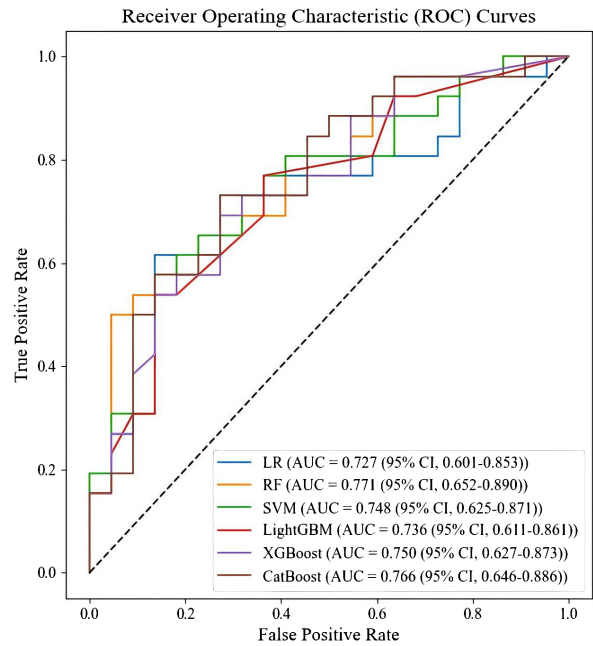


Figure 1. ROC curves of different models in predicting PD
图 1. 不同模型在预测帕金森病中的 ROC 曲线

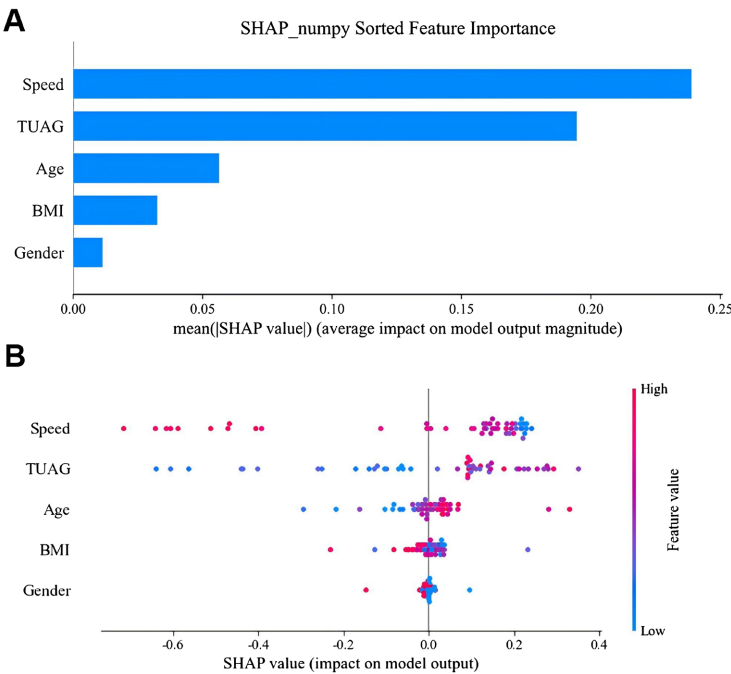


Figure 2. Explanation of the optimal model. (A) Ranking of the importance of different variables based on the mean SHAP values; (B) Ranking the importance of variables and demonstrating what impact the variables have on the outcome
图 2. 最优模型的解释。(A) 基于 SHAP 平均值的不同变量重要性排名；
(B) 对变量重要性排序并展示变量对结局产生何种影响

3.3. 基于 SHAP 的模型解释

在图 2(A)中, 各因素依据平均绝对 SHAP 值进行排序, 呈现了对模型预测 PD 产生影响的因素及因素对模型的贡献度。而图 2(B)的 y 轴展示了各变量的重要性, 其中位于图表顶部的变量重要性最高, 底部的变量重要性最低。x 轴表示 SHAP 值, 用于衡量每个变量对模型所做出的贡献大小, 其中正值意味着增加预测结果的可能性, 负值则意味着降低预测结果的可能性。通过图 2(B), 能够清晰地洞察每个变量对 PD 预测产生的影响。此外, 图中点的颜色反映了变量的原始值, 红色代表高值, 蓝色代表低值, 由此可直观地观察变量原始值与它对模型影响之间的关系。

4. 讨论

该研究旨在通过整合步行速度和 TUAG 结果, 结合机器学习算法, 建立一个能够早期预测 PD 的模型。研究使用的数据集来自 Physionet 上的“Gait in Parkinson’s Disease”数据库中 88 名特发性帕金森病患者和 72 名健康对照者的相关数据。研究中采用了六种机器学习模型: 逻辑回归(LR)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、LightGBM、XGBoost 和 CatBoost。其中, CatBoost 模型在所有评估指标上表现最佳, 其准确率为 0.708, 精确率为 0.727, 召回率为 0.708, F1 得分为 0.695, AUC 为 0.766。此外, 基于 SHAP 值对模型的深入解释显示, 步行速度和 TUAG 是影响模型预测结果的重要因素。

多项研究已经证实步行速度和 TUAG 是 PD 早期识别的重要指标[5] [9] [12]。PD 患者的步行速度通常明显慢于正常人群。研究表明, PD 患者的平均步行速度往往低于健康老年人, 且随着疾病的进展, 步行速度会进一步下降。在一项针对 PD 患者的大规模研究中, 发现患者的平均步行速度约为 1.0~1.2 米/秒, 而正常老年人的平均步行速度可达到 1.3~1.5 米/秒。同时, PD 患者的步行速度稳定性差, 在行走过程中可能会出现较大的波动。这可能与帕金森病患者的运动控制障碍有关, 导致他们在行走时难以保持稳定的步速[13] [14]。此外, PD 患者步态障碍还表现出步长缩短[12]、步频改变[15] [16]和步态节律异常[17]。步行速度与 PD 的严重程度密切相关。疾病越严重, 步行速度往往越慢。根据 Hoehn-Yahr 分期标准, 晚期帕金森病患者的步行速度明显低于早期患者[18]。此外, PD 相关并发症会进一步影响患者的步行速度[19]。而合理的药物治疗可以改善患者的运动症状, 提高步行速度; 而药物副作用或治疗不规范可能会导致步行速度下降[20]。

PD 患者完成 TUAG 测试所需的时间通常明显长于正常人群。这反映了他们在起身、行走、转弯和坐下等动作的协调和执行能力上的下降[9] [21]。正常人群完成 TUG 测试的平均时间一般在 10~15 秒之间, 而 PD 患者可能会超过 20 秒, 甚至更长。这与 PD 患者动作协调性障碍[3] [22] [23]和平衡能力受损[24] [25]明显有关。前者主要表现为 PD 患者在从椅子上起身时可能会出现动作迟缓、不连贯的情况, 需要更多的时间来启动动作; 在行走过程中, PD 患者可能会出现步幅变小、步频不稳定、脚步拖沓等问题, 增加了行走的难度和时间。他们的步态节律也往往不规律, 容易出现停顿和转弯不灵活的情况; 此外, 转身是 TUAG 测试中的一个重要环节, PD 患者在转身时可能会需要更多的时间来调整身体姿势, 并且可能会出现失去平衡的风险。后者表现为 PD 患者在整个 TUAG 测试过程中需要更多的努力来保持身体的平衡。

机器学习方法能够从复杂的多维度数据中提取有价值的信息, 从而提高预测的准确性。许多研究已经使用机器学习方法来预测 PD。Makarious 等重点探讨多模态数据(如遗传学、临床人口统计学、转录组学等)对 PD 预测的影响[26]; Alex Li 等关注步态测量数据在不同机器学习方法下的应用效果[27]; Hong Lai 等着重于模型性能比较及不同建模策略对 PD 预测的影响[28]; Anisha Vaish 研究发现使用语音分析、计算机按键数据、螺旋画和步态分析等非侵入性、家庭式的、廉价的、远程访问的日常生活活动数据可

以帮助早期诊断 PD [29]。本研究侧重于整合步行速度和 TUAG，通过机器学习算法建立早期预测 PD 的模型。不同研究结果各异，Jiayu Zhang 等的研究中惩罚逻辑回归和 XGBoost 在某些建模策略下表现较好，AUC 分别达到 0.94 和 0.92 [30]；有的研究中支持向量机在基线模型中取得较好的准确率(0.84)和 AUC (0.93) [28]；还有的研究中使用步态数据的不同模型准确率在 0.60~0.85 之间不等[27]。相较于前人研究，基于步行速度和 TUAG 的模型性能并不突出(准确率 0.71，AUC 0.77)，但本研究专注于整合步行速度和 TUAG 这两个特定的、易于获取的指标，简化了临床操作难度和耗费，在更多、更精细的指标结果明确前，初步预测 PD 罹患风险，补充了前人在该方面研究的不足。此外，本研究中 CatBoost 模型的表现优于其他传统模型，这表明在处理 PD 早期预测问题时，集成学习方法具有明显优势。特别是在处理不平衡数据集时，CatBoost 模型的性能尤为出色，这对于 PD 早期预测尤为重要，因为早期 PD 患者的比例通常较低。

本研究同样存在一定的局限性。首先，样本量不足。研究仅纳入 88 名特发性帕金森病患者和 72 名健康对照者的数据，样本数量相对较少，可能无法全面涵盖帕金森病患者的各种特征和情况，影响模型的泛化能力。其次，数据维度有限。纳入指标主要集中在步行速度、TUAG 测试时间、人口统计信息等有限的几个方面，缺乏更全面深入的多模态数据，如基因组学数据、详细的临床评估数据(除基本信息外的更多神经功能评估等)、环境暴露数据等，可能无法充分挖掘与 PD 相关的所有潜在信息，限制了模型预测性能的进一步提升。最后，研究仅在内部数据集上进行了训练和测试，未使用独立的外部数据集进行验证，无法确定模型在真实世界不同场景下的泛化能力和稳定性。

5. 结论

本研究证明了通过步行速度和 TUAG 结合机器学习方法可以有效预测帕金森病，尤其是 CatBoost 模型展现出了较好的预测能力。这一发现为 PD 的早期识别提供了新的方法，有助于推动该领域的学术研究和临床实践。

作者贡献

李键提出主要研究目标，负责研究的构思与设计，研究的实施，撰写论文；李键、袁文蓉、焦昕和胡子木进行数据的收集与整理，统计学处理，图、表的绘制与展示；陈和木、赵凯进行论文的修订；高晓平负责文章的质量控制与审查，对文章整体负责。

利益冲突

本文无利益冲突。

基金项目

安徽省高等学校省级质量工程项目《康复治疗学新建专业质量提升项目》(2022xjzlt018)。

参考文献

- [1] Meng, D., Wu, J., Huang, X., Liang, X. and Fang, B. (2024) Prevalence of Parkinson's Disease among Adults Aged 45 Years and Older in China: A Cross-Sectional Study Based on the China Health and Retirement Longitudinal Study. *BMC Public Health*, **24**, Article No. 1218. <https://doi.org/10.1186/s12889-024-18653-0>
- [2] Bloem, B.R., Okun, M.S. and Klein, C. (2021) Parkinson's Disease. *The Lancet*, **397**, 2284-2303. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(21\)00218-x](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(21)00218-x)
- [3] Mirelman, A., Bonato, P., Camicioli, R., Ellis, T.D., Giladi, N., Hamilton, J.L., et al. (2019) Gait Impairments in Parkinson's Disease. *The Lancet Neurology*, **18**, 697-708. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(19\)30044-4](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(19)30044-4)
- [4] Zanardi, A.P.J., da Silva, E.S., Costa, R.R., Passos-Monteiro, E., dos Santos, I.O., Kruehl, L.F.M., et al. (2021) Gait

- Parameters of Parkinson's Disease Compared with Healthy Controls: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 752. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80768-2>
- [5] Maraki, M.I., Stefanis, L., Yannakoulia, M., Kosmidis, M.H., Xiromerisiou, G., Dardiotis, E., *et al.* (2019) Motor Function and the Probability of Prodromal Parkinson's Disease in Older Adults. *Movement Disorders*, **34**, 1345-1353. <https://doi.org/10.1002/mds.27792>
 - [6] Kleiner, A.F.R., Pacifici, I., Vagnini, A., Camerota, F., Celletti, C., Stocchi, F., *et al.* (2018) Timed up and Go Evaluation with Wearable Devices: Validation in Parkinson's Disease. *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, **22**, 390-395. <https://doi.org/10.1016/j.jbmt.2017.07.006>
 - [7] Cai, X., Zhao, H., Shan, X., Huang, Y. and Wei, F. (2024) Using Motion Capture Technology in the Instrumented Timed up and Go Test to Detect the Risk of Falling in Aged Adults. *Journal of Visualized Experiments*, **212**, Article 66025. <https://doi.org/10.3791/66025>
 - [8] Mollinedo, I. and Cancela, J.M. (2020) Evaluation of the Psychometric Properties and Clinical Applications of the Timed up and Go Test in Parkinson Disease: A Systematic Review. *Journal of Exercise Rehabilitation*, **16**, 302-312. <https://doi.org/10.12965/jer.2040532.266>
 - [9] Yoo, J.E., Jang, W., Shin, D.W., Jeong, S., Jung, H., Youn, J., *et al.* (2020) Timed up and Go Test and the Risk of Parkinson's Disease: A Nation-Wide Retrospective Cohort Study. *Movement Disorders*, **35**, 1263-1267. <https://doi.org/10.1002/mds.28055>
 - [10] Goldberger, A.L., Amaral, L.A.N., Glass, L., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Mark, R.G., *et al.* (2000) Physiobank, Physiotoolkit, and Physionet. *Circulation*, **101**, e215-e220. <https://doi.org/10.1161/01.cir.101.23.e215>
 - [11] Hausdorff, J.M. (2008) Gait in Parkinson's Disease. <https://physionet.org/content/gaitpdb/>
 - [12] Okada, Y., Yorozu, A., Fukumoto, T., Morioka, S., Shomoto, K., Aoyama, T., *et al.* (2021) Footsteps and Walking Trajectories during the Timed up and Go Test in Young, Older, and Parkinson's Disease Subjects. *Gait & Posture*, **89**, 54-60. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2021.06.021>
 - [13] Morris, R., Hickey, A., Del Din, S., Godfrey, A., Lord, S. and Rochester, L. (2017) A Model of Free-Living Gait: A Factor Analysis in Parkinson's Disease. *Gait & Posture*, **52**, 68-71. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.11.024>
 - [14] Del Din, S., Galna, B., Godfrey, A., *et al.* (2019) Analysis of Free-Living Gait in Older Adults with and without Parkinson's Disease and with and without a History of Falls: Identifying Generic and Disease-Specific Characteristics. *The Journals of Gerontology: Series A*, **74**, 500-506.
 - [15] Sidoroff, V., Raccagni, C., Kaundlstorfer, C., Eschlboeck, S., Fanciulli, A., Granata, R., *et al.* (2020) Characterization of Gait Variability in Multiple System Atrophy and Parkinson's Disease. *Journal of Neurology*, **268**, 1770-1779. <https://doi.org/10.1007/s00415-020-10355-y>
 - [16] Bouça-Machado, R., Jalles, C., Guerreiro, D., Pona-Ferreira, F., Branco, D., Guerreiro, T., *et al.* (2020) Gait Kinematic Parameters in Parkinson's Disease: A Systematic Review. *Journal of Parkinson's Disease*, **10**, 843-853. <https://doi.org/10.3233/jpd-201969>
 - [17] Del Din, S., Godfrey, A., Galna, B., Lord, S. and Rochester, L. (2016) Free-Living Gait Characteristics in Ageing and Parkinson's Disease: Impact of Environment and Ambulatory Bout Length. *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*, **13**, Article No. 46. <https://doi.org/10.1186/s12984-016-0154-5>
 - [18] Combs, S.A., Diehl, M.D., Filip, J. and Long, E. (2014) Short-Distance Walking Speed Tests in People with Parkinson Disease: Reliability, Responsiveness, and Validity. *Gait & Posture*, **39**, 784-788. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2013.10.019>
 - [19] Luque-Casado, A., Novo-Ponte, S., Sánchez-Molina, J.A., Sevilla-Sánchez, M., Santos-García, D. and Fernández-del-Olmo, M. (2021) Test-Retest Reliability of the Timed up and Go Test in Subjects with Parkinson's Disease: Implications for Longitudinal Assessments. *Journal of Parkinson's Disease*, **11**, 2047-2055. <https://doi.org/10.3233/jpd-212687>
 - [20] Olanow, C.W., Factor, S.A., Espay, A.J., Hauser, R.A., Shill, H.A., Isaacson, S., *et al.* (2020) Apomorphine Sublingual Film for off Episodes in Parkinson's Disease: A Randomised, Double-Blind, Placebo-Controlled Phase 3 Study. *The Lancet Neurology*, **19**, 135-144. [https://doi.org/10.1016/s1474-4422\(19\)30396-5](https://doi.org/10.1016/s1474-4422(19)30396-5)
 - [21] Zhang, W., Ling, Y., Chen, Z., Ren, K., Chen, S., Huang, P., *et al.* (2024) Wearable Sensor-Based Quantitative Gait Analysis in Parkinson's Disease Patients with Different Motor Subtypes. *npj Digital Medicine*, **7**, Article No. 169. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01163-z>
 - [22] Olanow, C.W. and Obeso, J.A. (2012) The Significance of Defining Preclinical or Prodromal Parkinson's Disease. *Movement Disorders*, **27**, 666-669. <https://doi.org/10.1002/mds.25019>
 - [23] Kim, J., Porciuncula, F., Yang, H.D., Wendel, N., Baker, T., Chin, A., *et al.* (2024) Soft Robotic Apparel to Avert Freezing of Gait in Parkinson's Disease. *Nature Medicine*, **30**, 177-185. <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02731-8>
 - [24] Bao, W., Li, P., Yang, Y., Chen, K. and Liu, J. (2023) Dynamic Postural Balance Indices Can Help Discriminate between

- Patients with Multiple System Atrophy and Parkinson's Disease. *Frontiers in Neurology*, **13**, Article 1089439. <https://doi.org/10.3389/fneur.2022.1089439>
- [25] van Midden, V., Simončič, U., Pirtošek, Z. and Kojović, M. (2024) The Effect of Tavn's at 25 Hz and 100 Hz on Parkinson's Disease Gait—A Randomized Motion Sensor Study. *Movement Disorders*, **39**, 1375-1385. <https://doi.org/10.1002/mds.29826>
- [26] Makarious, M.B., Leonard, H.L., Vitale, D., Iwaki, H., Sargent, L., Dadu, A., *et al.* (2022) Multi-Modality Machine Learning Predicting Parkinson's Disease. *npj Parkinson's Disease*, **8**, Article No. 35. <https://doi.org/10.1038/s41531-022-00288-w>
- [27] Li, A. and Li, C. (2022) Detecting Parkinson's Disease through Gait Measures Using Machine Learning. *Diagnostics*, **12**, Article 2404. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12102404>
- [28] Lai, H., Li, X., Xu, F., Zhu, J., Li, X., Song, Y., *et al.* (2023) Applications of Machine Learning to Diagnosis of Parkinson's Disease. *Brain Sciences*, **13**, Article 1546. <https://doi.org/10.3390/brainsci13111546>
- [29] Vaish, A. (2024) A Machine Learning Approach for Early Identification of Prodromal Parkinson's Disease. *Cureus*, **16**, e63240. <https://doi.org/10.7759/cureus.63240>
- [30] Zhang, J., Zhou, W., Yu, H., Wang, T., Wang, X., Liu, L., *et al.* (2023) Prediction of Parkinson's Disease Using Machine Learning Methods. *Biomolecules*, **13**, Article 1761. <https://doi.org/10.3390/biom13121761>