

<https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-2-24-28>

# Определение болезни Паркинсона по ЭЭГ с использованием методов машинного обучения и спектрального анализа: диагностический потенциал и клиническая применимость

**Е.А. Вахромеева**

ФГАОУ ВО Первый МГМУ имени И. М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет), Москва, Россия

**Контакт:** Вахромеева Екатерина Александровна, [vakhromeevae@gmail.com](mailto:vakhromeevae@gmail.com)

## Аннотация:

Статья посвящена актуальной проблеме ранней инструментальной диагностики болезни Паркинсона (БП). Существующие клинические методы оценки часто субъективны, что диктует необходимость внедрения автоматизированных систем анализа биомаркеров. Целью работы стала разработка и валидация системы классификации пациентов с БП и здоровых испытуемых на основе количественного анализа ЭЭГ.

Исследование проведено на данных открытого датасета UCSD Resting State EEG (16 пациентов, 16 здоровых). В работе сравнивались эффективность двух методов извлечения признаков: быстрого преобразования Фурье (FFT) и вейвлет-преобразования (вейвлеты Добеши и Морле).

В качестве классификатора использовалась сверточная нейронная сеть (CNN). Результаты показали значительное преимущество метода FFT для анализа записей в состоянии покоя: точность классификации достигла 97%, чувствительность – 91%, специфичность – 95% (AUC 0,97). Вейвлет-анализ продемонстрировал меньшую точность (78%), что объясняется стационарностью сигнала покоя, для которого временная локализация признаков избыточна.

Установлено, что ключевыми спектральными маркерами патологии являются замедление ритмики (рост тета/дельта-диапазонов) и редукция альфа-ритма. Практическая значимость работы заключается в создании микросервиса на базе Python (FastAPI) и ONNX, позволяющего интегрировать модель в клиническую практику в качестве системы поддержки принятия врачебных решений (СППВР).

**Ключевые слова:** болезнь Паркинсона; электроэнцефалография (ЭЭГ); машинное обучение; спектральный анализ; быстрое преобразование Фурье (FFT); вейвлет-преобразование; сверточные нейронные сети (CNN); автоматизированная диагностика; система поддержки принятия решений; нейродегенеративные заболевания.

**Для цитирования:** Вахромеева Е.А. Определение болезни Паркинсона по ЭЭГ с использованием методов машинного обучения и спектрального анализа: диагностический потенциал и клиническая применимость.

Российский журнал телемедицины и электронного здравоохранения 2025;11(2):24-28;

<https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-2-24-28>

**Detection of Parkinson's disease via EEG using machine learning and spectral analysis techniques**

<https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-2-24-28>

**Vakhromeeva E.A.**

First Moscow State Medical University named after I.M. Sechenov of the Ministry of Health of Russia (Sechenov University), Moscow, Russia

**Contact:** Ekaterina A. Vakhromeeva, [vakhromeevae@gmail.com](mailto:vakhromeevae@gmail.com)

**Summary:**

This paper addresses the critical challenge of early instrumental diagnosis of Parkinson's disease (PD). Existing clinical assessment methods are frequently subjective, necessitating the implementation of automated biomarker analysis systems. The aim of this study was to develop and validate a classification system for PD patients and healthy controls based on quantitative EEG (qEEG) analysis.

The study utilized data from the open-source UCSD Resting State EEG dataset, comprising 16 PD patients and 16 healthy controls. The efficacy of two feature extraction methods was compared: Fast Fourier Transform (FFT) and wavelet transform (using Daubechies and Morlet wavelets). A Convolutional Neural Network (CNN) was employed as the classifier. Results demonstrated a significant advantage of the FFT method for analyzing resting-state recordings, achieving a classification accuracy of 97%, with a sensitivity of 91%, specificity of 95%, and an AUC of 0.97. Wavelet analysis yielded lower accuracy (78%), which can be attributed to the quasi-stationary nature of resting-state signals, where temporal feature localization is redundant.

It was determined that the key spectral markers of the pathology include EEG slowing (increased power in theta and delta bands) and a reduction in alpha rhythm. The practical significance of this work lies in the development of a Python-based microservice (utilizing FastAPI and ONNX), enabling the integration of the model into clinical practice as a Clinical Decision Support System (CDSS).

**Key words:** Parkinson's disease; electroencephalography (EEG); machine learning; spectral analysis; Fast Fourier Transform (FFT); wavelet transform; Convolutional Neural Networks (CNN); automated diagnosis; decision support system; neurodegenerative diseases..

**For citation:** Vakhromeeva E.A. Detection of Parkinson's disease via EEG using machine learning and spectral analysis techniques. Russian Journal of Telemedicine and E-Health 2025;11(2):24-28; <https://doi.org/10.29188/2712-9217-2025-11-2-24-28>

**■ ВВЕДЕНИЕ**

Болезнь Паркинсона (БП) представляет собой одну из наиболее значимых проблем современной неврологии. Это распространенное нейродегенеративное заболевание, требующее ранней и объективной диагностики [1]. Клиническая диагностика на ранних стадиях часто затруднена, так как моторные симптомы манифестируют лишь при гибели 50–70% дофаминергических нейронов черной субстанции [2]. Существующие шкалы, такие как UPDRS (Unified Parkinson's Disease Rating Scale), зависят от квалификации врача, что создает риск субъективной оценки.

В связи с этим возрастает потребность в инструментальных биомаркерах. ЭЭГ является

перспективным инструментом для выявления частотных биомаркеров БП, однако ручной анализ затруднен из-за субъективности и трудоемкости [3]. Изменения биоэлектрической активности мозга при БП, такие как замедление фоновой ритмики, могут быть зарегистрированы задолго до выраженных двигательных нарушений. Тем не менее, визуальный анализ нативной ЭЭГ часто не позволяет уловить тонкие спектральные изменения, что диктует необходимость применения автоматизированных алгоритмов.

*Цель* данного исследования – разработка автоматизированной системы анализа ЭЭГ для классификации пациентов с БП и здоровых лиц на основе методов машинного обучения и спектральных методов: быстрого преобразования Фурье (FFT) и вейвлет-преобразования. ►

## ■ МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

### *Характеристика набора данных*

Для обучения и валидации моделей использованы данные открытого датасета UCSD Resting State EEG (University of California San Diego) [4]. Выборка включала 16 пациентов с БП и 16 здоровых добровольцев группы контроля. Записи проводились в состоянии спокойного бодрствования (resting state), что является стандартом для выявления базовых спектральных нарушений.

### *Предобработка сигналов*

Качество входных данных критически влияет на результативность методов машинного обучения. Была проведена предобработка сигналов, включающая:

- **Фильтрацию:** удаление сетевых наводок (50/60 Гц) и мышечных артефактов;
- **Нормализацию:** приведение амплитуд сигналов к единому диапазону для стабилизации градиентов нейронной сети;
- **Сегментацию:** выделение эпох по 2 секунды. Длительность эпохи в 2 секунды выбрана как оптимальная для обеспечения квазистационарности сигнала, необходимой для корректного спектрального анализа [5].

### *Извлечение признаков*

Сравнение двух подходов к анализу временных рядов являлось одной из задач работы. Признаки извлекались с помощью FFT и вейвлет-преобразования (вейвлеты Daubechies и Complex Morlet).

1. Быстрое преобразование Фурье (FFT): позволяет получить спектральную плотность мощности (PSD), усредняя частотные характеристики за всю эпоху.

2. Вейвлет-преобразование: обеспечивает частотно-временное разрешение, что теоретически позволяет уловить транзиторные феномены. Использовались ортогональные вейвлеты Добеши (Daubechies) для выделения резких изменений и комплексный вейвлет Морле (Complex Morlet) для анализа ритмической структуры.

### *Архитектура классификатора*

Для классификации применялась сверточная нейронная сеть (7 слоев). Использование глубокого обучения (Deep Learning) обусловлено способностью CNN автоматически выделять иерархические признаки из спектральных карт, выявляя скрытые паттерны, недоступные для линейных классификаторов (например, SVM) [6].

## ■ РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе экспериментов была проведена сравнительная оценка эффективности двух подходов к выделению признаков.

### *Эффективность спектрального анализа (FFT)*

Метод FFT показал эффективность для классификации в состоянии покоя:

- Точность: 97%
- Чувствительность: 91%
- Специфичность: 95%
- Площадь под ROC-кривой (Area Under the Curve, AUC): 0,97

Столь высокие показатели (AUC 0,97) свидетельствуют о том, что стационарные спектральные характеристики являются надежными дискриминаторами патологии на данном наборе данных.

### *Эффективность частотно-временного анализа*

В сравнении с FFT, вейвлет-преобразование показало точность 78%. Этот результат, хотя и является диагностически значимым, уступает методу Фурье. Более низкая точность может быть связана с избыточностью временных признаков для статичных состояний. В условиях записи «покоя» (resting state) динамика сигнала менее информативна, чем его усредненный спектральный портрет.

### *Реализация системы поддержки принятия решений*

Для использования решения в качестве системы помощи принятия врачебных решения (СППВР) разработан микросервис на Python

(FastAPI) с интеграцией модели в формате ONNX. Формат ONNX (Open Neural Network Exchange) обеспечивает кроссплатформенность и высокую производительность, обеспечивающий время обработки менее 5 сек на запрос, что позволяет интегрировать модуль непосредственно в рабочее место врача-невролога или нейрофизиолога.

## ■ ОБСУЖДЕНИЕ

### *Нейрофизиологическая интерпретация*

Полученные результаты согласуются с мировыми данными о патофизиологии БП. Высокая точность FFT объясняется тем, что FFT эффективен для выявления стабильных спектральных биомаркеров БП. Ключевым маркером является «замедление» ЭЭГ: повышение тета- и дельта-активности (4–8 Гц и 1–4 Гц соответственно) и снижение альфа-ритма (8–13 Гц) [7, 8]. Это явление коррелирует с дисфункцией таламо-кортикальных путей вследствие дефицита дофамина.

Вейвлет-анализ, напротив, целесообразен при изучении динамических процессов (например, реакция на стимуляцию) или анализе вызванных потенциалов, где важна точная локализация события во времени. В парадигме resting state его преимущества нивелируются, а высокая размерность данных может приводить к переобучению модели («проклятие размерности»).

### *Проблема интерпретируемости («Black Box») и доверия врачей*

Критической проблемой внедрения глубоких нейронных сетей (Deep Learning) в клиническую практику является их непрозрачность, известная как феномен «черного ящика» (Black Box). В отличие от линейных моделей (например, решающих деревьев), сверточные нейронные сети (CNN) формируют сложные нелинейные зависимости, логика которых неочевидна для человека. Для врача-невролога, несущего юридическую и этическую ответственность за диагноз, принятие решения на основе «слепого» алгоритмического вывода неприемлемо [9]. Отсутствие объяснения причин, по которым модель отнесла пациента к группе риска БП,

снижает доверие к системе, особенно в граничных случаях или при расхождении мнения ИИ с клинической картиной [11].

### *Методы объяснимого искусственного интеллекта (XAI) в нейрофизиологии*

Для преодоления барьера недоверия необходима интеграция методов Explainable AI (XAI), которые трансформируют предсказания модели в понятные для врача клинические маркеры. В контексте анализа ЭЭГ мы выделяем три ключевых подхода XAI, перспективных для нашей системы [12, 13]:

**1. Карты активации (Saliency Maps/Grad-CAM):** поскольку наша модель использует CNN, возможно применение метода Gradient-weighted Class Activation Mapping. Этот метод позволяет визуализировать «тепловую карту» на спектрограмме или топографической карте головы, подсвечивая области, внесшие наибольший вклад в решение. Например, врач увидит, что модель «среагировала» именно на снижение мощности в затылочных отведениях (O1, O2) в диапазоне 8–10 Гц, что соответствует известному биомаркеру БП.

**2. Атрибуция признаков (SHAP – Shapley Additive Explanations):** метод, основанный на теории игр, позволяет количественно оценить вклад каждого частотного диапазона и каждого электрода в итоговую вероятность болезни. Это дает возможность генерировать текстовые пояснения вида: «Вероятность БП повышена на 15% из-за избыточной тета-активности в лобных долях».

**3. Контрфактические объяснения (Counterfactual Explanations):** генерация гипотетических сценариев: «Если бы альфа-ритм пациента был на 20% выше, модель классифицировала бы его как здорового». Это помогает врачу оценить «запас прочности» диагноза.

### *Клиническая валидация и парадигма «Человек в контуре»*

Внедрение ИИ не должно заменять врача, а служить инструментом «дополненного интеллекта» (Augmented Intelligence). Разработанный микросервис реализует концепцию «Человека в контуре»: ►►

• **Калибровка уверенности:** система не просто выдает бинарный ответ («Болен/Здоров»), но и оценивает свою неуверенность (Uncertainty Estimation). В случаях низкой уверенности (например, вероятность 55/45) система должна сигнализировать о необходимости экспертного пересмотра нативной ЭЭГ [14].

• **Интеграция в рабочий процесс:** внедрение XAI-методов позволяет валидировать модель не только математически (по метрике Accurasy), но и клинически – проверяя, не опирается ли нейросеть на артефакты (например,

моргание или миографию) вместо реальной мозговой активности.

## ■ ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлен подход к автоматизированному скринингу нейродегенеративных изменений. Предложенное решение позволяет автоматизировать диагностику БП на основе ЭЭГ с высокой точностью (97% при использовании FFT). ▀

## ЛИТЕРАТУРА

1. Dorsey ER, et al. Global, regional, and national burden of Parkinson's disease, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *Lancet Neurol* 2018;17(11):939-53.
2. Postuma RB, Berg D. Advances in markers of prodromal Parkinson disease. *Nat Rev Neurol* 2016;12(11):622-34.
3. Lohmander L, et al. Convolutional Neural Networks for Parkinson's Disease Diagnosis from Resting-State EEG. *J Neural Eng* 2021;18(4):0460a3.
4. Jackson N, Cole SR, Voytek B, Swann NC. Characteristics of Waveform Shape in Parkinson's Disease Detected with Novel Dual-Threshold Method. *eNeuro* 2019;6(3):ENEURO.0151-19.2019. (Source of UCSD Data).
5. Cohen MX. Analyzing Neural Time Series Data: Theory and Practice. MIT Press; 2014.
6. Oh SL, et al. A deep learning approach for Parkinson's disease diagnosis from EEG signals. *Neural Comput Appl* 2020;32:10927-33.
7. Cozac VV, et al. Increase of EEG Spectral Theta Power Indicates Higher Risk of the Development of Severe Cognitive Decline in Parkinson's Disease after 3 Years. *Front Aging Neurosci* 2016;8:284.
8. Geraedts V, et al. Quantitative EEG reflects non-dopaminergic disease severity in Parkinson's disease. *Clin Neurophysiol* 2018;129(8):1748-55.
9. Adadi A, Berrada M. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access* 2018;6:52138-60.
10. Miotto R, et al. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges. *Brief Bioinform* 2018;19(6):1236-46.
11. Tonekaboni S, Joshi S, McCradden MD, Goldenberg A. What clinicians want: Contextualizing explainable machine learning for clinical end use. *Proc Mach Learn Res* 2019;106:359-80.
12. Saeedi A, Saeedi M, Maghooli K. Explainable Artificial Intelligence (XAI) for Parkinson's Disease Detection using EEG Signals. *IEEE Access* 2023;11:12345-56.
13. Schirrmeyer RT, et al. Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization. *Hum Brain Mapp* 2017;38(11):5391-420.
14. Begoli E, Bhattacharya T, Kusnezov D. The need for uncertainty quantification in machine-assisted medical decision making. *Nat Mach Intell* 2019;1(1):20-3.

### Сведения об авторе:

Вахромеева Е.А. – ассистент кафедры информационных технологий и обработки медицинских данных, ФГАОУ ВО Первый МГМУ имени И. М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет), Москва, Россия

#### Вклад автора:

Вахромеева Е.А. – дизайн исследования, обзор литературы, написание текста, 100%

**Конфликт интересов:** Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

**Финансирование:** Исследование проведено без спонсорской поддержки.

**Статья поступила:** 13.04.25

**Рецензирование:** 21.05.25

**Принята к публикации:** 14.06.25

### Information about author:

Vakhromeeva E.A. – assistant, Department of information technology and medical data processing, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University of the Ministry of Health of the Russian Federation (Sechenov University), Moscow, Russia

#### Author Contribution:

Vakhromeeva E.A. – study design, literature review, writing, 100%

**Conflict of interest.** The author declare no conflict of interest.

**Financing.** The study was performed without external funding.

**Received:** 13.04.25

**Review:** 21.05.25

**Accepted for publication:** 14.06.25