

## АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В РАСПОЗНАВАНИИ ЭПИЗОДОВ ФРИЗИНГ-ДИСБАЗИИ НА ОСНОВЕ АКСЕЛЕРОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ

А.К. Шильников<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Самарский университет, г. Самара  
e-mail: andrew.shilnikov@yandex.ru

### Аннотация

В работе рассматривается применение методов машинного обучения для выявления и классификации эпизодов фризинг-дисбазии по обработанным акселерометрическим данным с носимых устройств. Сформированы два признаковых пространства из акселерометрических записей датасета tdcсFOG. Для задач бинарной и многоклассовой классификации разработаны модели на основе метода опорных векторов, случайного леса и градиентного бустинга. Наилучшую точность показали модели градиентного бустинга, метод опорных векторов – наименьшую. Результаты подтверждают перспективность сочетания методов машинного обучения и носимых устройств с акселерометром для ранней диагностики болезни Паркинсона.

**Ключевые слова:** болезнь Паркинсона, фризинг-дисбазия, пространство признаков походки, машинное обучение, классификация.

### Введение

Болезнь Паркинсона (БП) – второе по распространенности нейродегенеративное заболевание [1], ухудшающее качество жизни и бытовую самостоятельность пациентов. Одним из характерных двигательных нарушений при БП является фризинг-дисбазия (ФД), которая проявляется в кратковременных эпизодах невозможности начать или продолжить шаг при поворотах, начале ходьбы и выполнении посторонних задач во время движения.

Современные методы диагностики БП [2, 3] требуют участия врача, клинических тестов и оборудования, что ограничивает их доступность и исключает возможность непрерывного мониторинга в повседневной жизни. Использование носимых устройств с акселерометром, включая смартфоны, в сочетании с методами машинного обучения для выявления эпизодов ФД может выступать в качестве доступной альтернативы для ранней диагностики БП.

### 1. Материалы и методы

В работе использован датасет tdcсFOG [4], включающий 833 акселерометрических записи, полученных в лабораторных условиях от 62 пациентов с БП, выполнявших протокол провоцирования ФД. В записях присутствуют 3 типа эпизодов ФД: во время поворота, начале ходьбы и выполнении постороннего действия. Эпизоды проявления ФД в рамках каждой записи были размечены экспертами.

Из исходных данных были сформированы два набора записей в зависимости от наличия медикаментозной терапии: 536 записей на фоне терапии и 297 записей без терапии. Для формирования пространства признаков походки записи каждого набора разбивались на окна шириной 4 секунды с шагом перекрытия в 1 отсчет. Для каждого окна по отдельности применялись полосовой и низкочастотный фильтры для выделения динамических и статических компонентов походки соответственно. Вычислялись число шагов и каденция, а также следующие группы признаков походки: составляющие цикла шага и их статистические характеристики (стандартные отклонения и дисперсии), среднеквадратичные значения ускорений, частотные признаки, показатели наклона и колебаний туловища, индексы стабильности и симметрии походки. Каждому окну присваивались две метки: наличие эпизода ФД и его тип.

Был проведен тест Колмогорова-Смирнова, который выявил ненормальное распределение признаков. На основании этого выполнен корреляционный анализ с использованием коэффициента Спирмена, в ходе которого из признакового пространства были исключены признаки с высокой парной корреляцией.

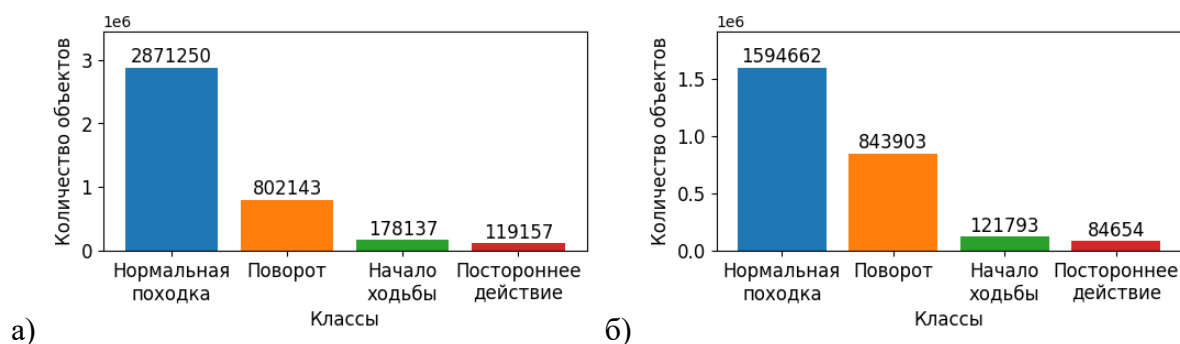


Рисунок 1 – Распределение объектов по меткам классов в наборах записей:  
а) на фоне медикаментозной терапии б) без терапии

На рисунке 1 представлено распределение объектов по присвоенным им меткам классов. Из рисунка видно, что данные существенно несбалансированы, поэтому требуется применение методов балансировки классов. Каждый набор записей разделялся на тренировочную, валидационную и тестовую выборки в соотношении 60/20/20. Валидационная выборка использовалась для оптимизации гиперпараметров и контроля переобучения, тестовая – для финальной оценки. Все выборки были нормализованы, к тренировочной применен метод балансировки ADASYN.

В ходе работы были рассмотрены две задачи классификации: выявление эпизодов ФД (наличие / отсутствие в окне) и распознавание типа эпизода (во время поворота, начала движения, постороннего действия во время ходьбы).

Для каждой задачи были разработаны модели на основе метода опорных векторов, случайного леса и градиентного бустинга. Оптимизация гиперпараметров выполнялась с помощью фреймворка Optuna. Метрикой для оценки качества моделей была выбрана точность (precision).

## 2. Результаты и обсуждение

В результате работы были разработаны 12 классификаторов. Информация о полученных значениях точности представлена в таблице 1.

Таблица 1 – Точность разработанных моделей классификации

| Задача классификации | Наличие медикаментозной терапии | Метод опорных векторов |                  | Случайный лес         |                  | Градиентный бустинг   |                  |
|----------------------|---------------------------------|------------------------|------------------|-----------------------|------------------|-----------------------|------------------|
|                      |                                 | Валидационная выборка  | Тестовая выборка | Валидационная выборка | Тестовая выборка | Валидационная выборка | Тестовая выборка |
| Бинарная             | Есть                            | 0,9134                 | 0,9128           | 0,9729                | 0,9733           | 0,9813                | 0,9816           |
|                      | Нет                             | 0,8517                 | 0,8502           | 0,9632                | 0,9630           | 0,9802                | 0,9796           |
| Много-классовая      | Есть                            | 0,3428                 | 0,3422           | 0,6769                | 0,6774           | 0,8520                | 0,8520           |
|                      | Нет                             | 0,3692                 | 0,3684           | 0,7094                | 0,7099           | 0,8880                | 0,8886           |

По данным таблицы 1 наивысшие значения точности достигнуты моделями градиентного бустинга: 0,9816 (с медикаментозной терапией) и 0,9796 (без терапии) для бинарной классификации, 0,8520 и 0,8886 для многоклассовой соответственно. Метод опорных векторов продемонстрировал наихудшие результаты, что может указывать на недостаточную способность линейных методов учитывать нелинейную структуру признакового пространства в задачах выявления и классификации эпизодов ФД.

### Заключение

В ходе работы было проведено сравнение методов машинного обучения для выявления и классификации эпизодов ФД по сформированному из акселерометрических данных пространству признаков походки.

Полученные результаты показывают, что рассматриваемый подход обладает высоким потенциалом и может быть эффективно использован в качестве инструмента ранней диагностики болезни Паркинсона, особенно с моделями градиентного бустинга, продемонстрировавшими наилучшие результаты.

### Список использованных источников

1. Эпидемиология болезни Паркинсона / Е. А. Катунина, И. А. Путятин, Ф. К. Дзугаева, Д. О. Бадоева // Журнал неврологии и психиатрии им. С.С. Корсакова. Спецвыпуски. – 2025. – Т. 125, № 11-2. – С. 39–54.
2. Quantification and recognition of parkinsonian gait from monocular video imaging using kernel-based principal component analysis / S.W.Chen, S.H.Lin, L.D.Liao [et al.] // Biomedical Engineering Online. – 2011. – V. 10. – P. 99.
3. Gait in Parkinson's Disease [Электронный ресурс] // PhysioNet. – URL: <https://physionet.org/content/gaitpdb/1.0.0/> (дата обращения: 01.03.2026).
4. Parkinson's Freezing of Gait Prediction. Data // Kaggle. – URL: <https://www.kaggle.com/competitions/tlvmcparkinsons-freezing-gait-prediction/data> (дата обращения: 01.03.2026).

# ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF MACHINE LEARNING METHODS FOR RECOGNIZING FREEZING-OF-GAIT EPISODES BASED ON ACCELEROMETRIC DATA

A.K. Shilnikov<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Samara University, Samara*  
*e-mail: andrew.shilnikov@yandex.ru*

## **Abstract**

This paper investigates the application of machine learning methods for detecting and classifying freezing-of-gait episodes using processed accelerometer data from wearable devices. Two feature spaces were constructed from accelerometer recordings of the tdcSFOG dataset. Models based on the support vector machine, random forest, and gradient boosting were developed for binary and multi-class classification tasks. Gradient boosting models achieved the highest precision, while the support vector machine demonstrated the lowest. The results confirm the promise of combining machine learning methods with wearable accelerometer devices for early diagnosis of Parkinson's disease.

**Keywords:** Parkinson's disease, freezing of gait, gait feature space, machine learning, classification.