

УДК 004.85:612.17

**РЕАЛИЗАЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА СТРЕССА  
НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ВАРИАБЕЛЬНОСТИ СЕРДЕЧНОГО РИТМА И НЕЛИНЕЙНОЙ  
ДИНАМИКИ**

**Петров Сергей Валерьевич, доцент кафедры СПиКБ, к.м.н., доцент  
Крамущенко Валерия Андреевна, студент  
Гродненский государственный университет имени Янки Купалы**

**IMPLEMENTATION OF AN INTELLIGENT STRESS MONITORING SYSTEM BASED ON  
ANALYSIS OF HEART RATE VARIABILITY AND NONLINEAR DYNAMICS**

**Kramushchenko Valeryia, student, lera.kramushchenko@gmail.com  
Petrov Sergey, Associate Professor of the Department of SPCS, PhD, Associate Professor,  
petrov@grsu.by,  
Yanka Kupala State University of Grodno**

**Аннотация.** В статье рассмотрен процесс разработки программной системы для автоматизированного мониторинга психоэмоционального стресса. Приведены результаты кросс-субъектной валидации и оценки интерпретируемости.

**Ключевые слова:** машинное обучение, вариабельность сердечного ритма, нелинейная динамика, стресс, интерпретируемый искусственный интеллект.

**Abstract.** The article presents the development process of a software system for automated monitoring of psycho-emotional stress. The results of cross-subject validation and interpretability assessments are presented.

**Keywords:** machine learning, heart rate variability, nonlinear dynamics, stress, explainable artificial intelligence.

Задача автоматизированного мониторинга стресса актуальна в превентивной медицине, системах охраны труда и носимой электронике. С развитием технологий Интернета медицинских вещей (IoMT) появилась возможность непрерывной регистрации физиологических параметров. Основным биомаркером активности вегетативной нервной системы является вариабельность сердечного ритма (ВСР). Однако коммерческие решения преимущественно используют упрощенные линейные метрики, обладающие низкой специфичностью при дифференциальной диагностике состояний.

Задача формулируется следующим образом: на основе непрерывного сигнала электрокардиограммы (ЭКГ) требуется классифицировать текущее функциональное состояние пользователя («Покой» или «Стресс»), оптимизировав при этом вычислительную нагрузку для работы в режиме реального времени и обеспечив интерпретируемость результатов для медицинского персонала.

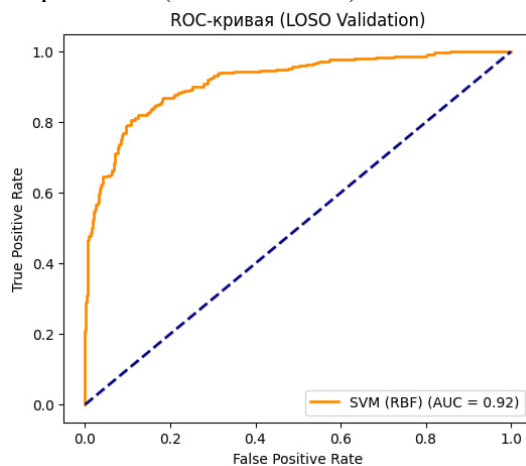
Для решения задачи разработана модульная архитектура программного комплекса. В качестве

источника данных использован валидированный набор WESAD, содержащий записи ЭКГ 15 субъектов в состояниях покоя и индуцированного лабораторного стресса [1].

Программная система осуществляет цифровую фильтрацию сигнала и детектирование R-зубцов с помощью алгоритмов библиотеки NeuroKit2. Непрерывный сигнал сегментируется на скользящие окна длительностью 60 секунд. Для каждого окна формируется гибридный вектор признаков. Наряду со стандартными временными и спектральными показателями, в вектор интегрированы признаки нелинейной динамики.

Основой нелинейного блока послужила теорема Такенса о реконструкции фазового пространства. Вектор состояния формируется методом временных задержек, после чего вычисляются метрики структурной сложности: корреляционная размерность и выборочная энтропия [2]. Математический и визуальный анализ показал, что состояние острого стресса сопровождается уменьшением объема фазового пространства многомерного аттрактора и снижением размерности динамической системы, что физиологически трактуется как потеря адаптационной гибкости вегетативной регуляции.

Для получения модели классификации были протестированы ансамблевые методы и алгоритм Support Vector Machine (SVM). Для исключения утечки данных применялась строгая стратегия кросс-валидации Leave-One-Group-Out (LOSO) на данных 15 субъектов. Наилучшие показатели продемонстрировал метод нелинейного SVM с RBF-ядром, интегрированный в конвейер с предварительным масштабированием признаков (StandardScaler).

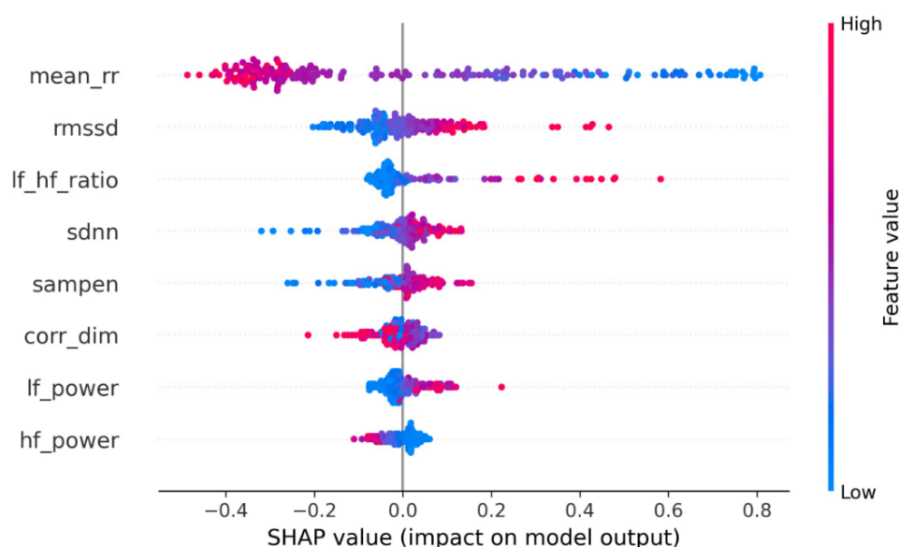


**Рисунок 1. – ROC-кривая модели SVM (RBF) при кросс-субъектной валидации**

Оценка качества на агрегированной выборке из 866 временных окон показала высокую устойчивость алгоритма. Анализ полученной матрицы ошибок демонстрирует уверенное распознавание состояний: из 300 эпизодов фактического лабораторного стресса модель корректно классифицировала 238 (Recall = 0.79), допустив при этом лишь 55 ложноположительных срабатываний на 566 эпизодах состояния покоя. Итоговая точность составила 86.5%, а площадь под ROC-кривой достигла 0.92, что визуализировано на рисунке 1.

Важной научно-практической задачей при разработке медицинских интеллектуальных систем является преодоление проблемы недостаточной прозрачности алгоритмов. Врачу необходимо понимать физиологические основания, по которым модель вынесла вердикт [3]. Для решения этой задачи в архитектуру интегрирован модуль XAI (Explainable AI) на базе значений Шепли (SHAP).

Глобальный анализ SHAP-значений позволил проранжировать метрики по степени их влияния на решение модели (рисунок 2). Наибольший вес ожидаемо получил показатель средней длительности интервала (mean\_rr), где низкие значения (соответствующие тахикардии) однозначно сдвигают предсказание в сторону стресса. Вторую и третью позиции заняли маркеры вегетативного баланса — RMSSD и индекс LF/HF.



**Рисунок 2.** – Глобальная интерпретация признаков модели методом SHAP

Примечательно, что нелинейные метрики выборочной энтропии (*sampen*) и корреляционной размерности (*corr\_dim*) вошли в топ-6 наиболее значимых предикторов, обойдя по информативности абсолютные значения спектральных мощностей (*LF\_power* и *HF\_power*). Распределение SHAP-значений наглядно демонстрирует физиологически обоснованную картину: снижение фрактальной сложности и предсказуемости ритма интерпретируется моделью как достоверный маркер симпатической активации.

Для обеспечения работы в условиях, приближенных к реальному времени (*near real-time*), реализована асинхронная потоковая логика. Поскольку расчет метрик теории хаоса является ресурсоемким процессом, система функционирует в двух режимах: *Fast Mode* (расчет линейных показателей с задержкой менее 0.01 с) и *Full Mode* (углубленный анализ с расчетом аттракторов). Разработанный интерфейс визуализирует тренд изменения вероятности стресса и строит интерактивные 3D-проекции, что подтверждает применимость программного комплекса в качестве прототипа для систем телемедицины.

Таким образом, проведенное исследование подтверждает, что внедрение методов нелинейной динамики в конвейер машинного обучения позволяет не только достичь высокой точности классификации на независимых субъектах, но и обеспечить глубокую интерпретируемость результатов на уровне физиологических механизмов регуляции сердечного ритма.

#### Список использованных источников

1. WESAD (Wearable Stress and Affect Detection) [Электронный ресурс] / Kaggle – Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/orvile/wesad-wearable-stress-affect-detection-dataset>. – Дата доступа: 10.04.2026.
2. Реконструкция аттрактора. Теорема Такенса [Электронный ресурс]: / StudFiles – Режим доступа: <https://studfile.net/preview/7838037/page:19/>. – Дата доступа: 10.04.2026.
3. Lundberg, S. M. A unified approach to interpreting model predictions / S. M. Lundberg, S.-I. Lee // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1705.07874> / – Дата доступа: 10.04.2026.