

# Анализ геометрических и топологических характеристик фазовых портретов ЭКГ для выявления патологий сердечно-сосудистой системы

А. С. Иоронен

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

asiironen@etu.ru

**Аннотация.** В работе предлагается метод обнаружения патологий сердечно-сосудистой системы, основанный на оценке фазовых портретов, рассчитываемых по результатам анализа ЭКГ. Основное внимание уделяется математическому описанию формы и структуры фазовых петель через систему числовых признаков. Рассматриваются насколько эффективно данные могут служить входными параметрами для нейросетевых моделей классификации в задачах медицинской диагностики.

**Ключевые слова:** электрокардиографические сигналы (ЭКГ), фазовые портреты, анализ сердечной активности, диагностика сердечных заболеваний, система числовых признаков

## I. ВВЕДЕНИЕ

Сердечно-сосудистые заболевания остаются ведущей причиной смертности, что обуславливает острую необходимость в совершенствовании методов ранней и автоматизированной диагностики. Традиционный анализ электрокардиограмм (ЭКГ) во временной области часто ограничен чувствительностью к артефактам и сложностью выявления малозаметных морфологических отклонений в структуре сегментов ST или зубцов Q, характерных для ишемических поражений миокарда.

В качестве перспективной альтернативы классическим методам выступает реконструкция фазового пространства (Phase Space Reconstruction, PSR) на основе теоремы Такенса [1,2]. Преобразование ЭКГ-сигнала в двумерный фазовый портрет (ФП) позволяет визуализировать нелинейную динамику сердца и выявить скрытые закономерности, не определяемые при стандартном амплитудно-временном анализе [3].

В современной научной литературе для количественной оценки фазовых портретов применяется широкий спектр разрозненных математических методов. Значительная часть исследователей фокусируется на оценке плотности распределения траекторий и внешних габаритах аттрактора: например, успешно применяются методы сеточного отображения (box-counting) для детекции QRS-комплексов [4, 5], оценка площади и периметра выпуклой оболочки (Convex Hull) для анализа хаотичности ритма, а также расчет коэффициента вытянутости (Elongation) для оценки симметрии кардиоцикла [6-8]. Параллельно с этим, в качестве перспективного инструмента прогнозирования патологий, начинает применяться топологический анализ данных

(Topological Data Analysis, TDA), где для описания внутренней связности аттрактора используются персистентные гомологии и числа Бетти [9].

Как правило, в существующих работах данные метрики применяются изолированно друг от друга. Несмотря на высокую эффективность глубокого обучения (CNN), демонстрирующего точность классификации до 91–98% [10, 11], такие модели имеют низкую интерпретируемость и требуют значительных вычислительных ресурсов.

Целью данной работы является разработка и апробация метода автоматизированного выявления патологий (в частности, инфаркта миокарда) на основе формирования компактного гибридного вектора признаков. Предлагаемый подход объединяет 4 геометрические и 4 топологические метрики, обеспечивая баланс между высокой диагностической чувствительностью и вычислительной легкостью, необходимой для реализации в портативных приборах медицинского мониторинга.

## II. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

### A. Формирование выборки

Для проведения исследования были использованы открытые базы данных PhysioNet: PTB Diagnostic ECG Database [10] и MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database [11]. В итоговую выборку вошли данные 246 уникальных пациентов, из которых было извлечено 820 фрагментов ЭКГ-сигналов. Распределение данных по классам включило группу нормы (Healthy control) и группу патологии (Myocardial infarction). Методика подготовки данных различалась в зависимости от источника. Записи из базы PTB Diagnostic использовались в их исходном виде (полные записи длительностью от 30 до 90 секунд). Сигналы из базы MIT-BIH NSR подвергались сегментации на фиксированные фрагменты длительностью 60 секунд. Такой подход обеспечил достаточный объем данных для обучения модели при сохранении высокого разрешения фазовых траекторий.

### B. Предобработка и реконструкция фазовых портретов

Первичная обработка ЭКГ-сигналов (анализировалось стандартное отведение Lead II) была направлена на устранение низкочастотного дрейфа изолинии с сохранением истинной морфологии диагностически значимых элементов кардиоцикла, в частности сегмента ST. Традиционная полосовая фильтрация искажает форму

низкочастотных волн, поэтому в работе применялся алгоритм кубической сплайн-интерполяции.

Для построения модели дрейфа формировался вспомогательный детекторный канал (на базе фильтра Баттерворта 5–15 Гц и алгоритма Пан-Томпкинса), в котором осуществлялся адаптивный поиск R-пикув. На основе найденных R-пикув вычислялись медианные RR-интервалы и локализовались сегменты PQ (с отступом 12% от текущего кардиоцикла). Интегральные значения амплитуды в окне 20 мс внутри сегментов PQ использовались в качестве опорных узлов. Для защиты от длинных пауз ритма алгоритм автоматически генерировал фиктивные узлы. Построенная по этим узлам кубическая сплайн-кривая вычиталась из исходного сырого сигнала, обеспечивая ровную изолинию без фазовых искажений.

Реконструкция фазового пространства (Phase Space Reconstruction, PSR) очищенного сигнала осуществлялась методом временных задержек на основе теоремы Такенса [9]. Вектор состояния формировался по правилу:

$$X(t) = [x(t), x(t + \tau)] \quad (1)$$

где  $\tau$  – задержка в отсчетах.

Для всех анализируемых записей выбран фиксированный временной интервал задержки  $\tau = 20$  мс. В программной реализации значение задержки в отсчетах рассчитывается динамически как

$$\tau_{\text{samples}} = \text{round}(0.02 * fs) \quad (2)$$

где  $fs$  – частота дискретизации конкретной записи.

Для обеспечения инвариантности к амплитуде входного сигнала и стандартизации входных данных для нейросетевых моделей, фазовые портреты генерируются в виде бинарных изображений фиксированного разрешения 512x512 пикселей. Использование автоматического масштабирования осей при сохранении графиков позволяет нормализовать геометрические размеры аттракторов независимо от абсолютных значений напряжения (мВ) исходного сигнала. На рис. 1 и 2 – визуальный и бинарный ФП одного фрагмента сигнала.

### С. Система числовых признаков

Для того чтобы описать нелинейную динамику ЭКГ-сигнала и перевести графическую информацию в формат, пригодный для алгоритмов машинного обучения, был сформирован гибридный вектор из 8 признаков. Признаки были разделены геометрические и топологические деформации аттрактора.

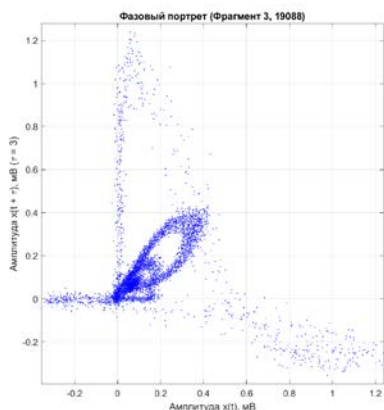


Рис. 1. ФП фрагмента нормального сигнала

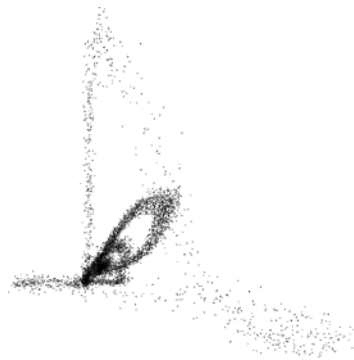


Рис. 2. Бинарный ФП фрагмента нормального сигнала

Расчет геометрических параметров производился на основе визуальных фазовых портретов в градациях серого. Эти метрики описывают общую пространственную энергию и плотность распределения сигнала [6, 8]:

- Стандартное отклонение по столбцам (Column-wise Std): мера неоднородности распределения плотности траектории вдоль оси  $x(t)$ . Увеличение данного показателя свидетельствует о появлении резких амплитудных выбросов, нарушающих равномерность аттрактора.

- Индекс пространственного заполнения (Spatial Filling Index, SFI): вычисляется с использованием алгоритма сеточного разбиения (box-counting) размерностью 16 x 16. Метрика рассчитывается как отношение заполненных ячеек к их общему числу. Она количественно отражает степень размытости (хаотизации) кардиоцикла [4].

- Вытянутость (Elongation): определяется на основе ковариационной матрицы координат точек фазового портрета как отношение ее максимального собственного значения к минимальному. Характеризует симметричность петли. При инфаркте миокарда значение значительно отклоняется от нормы из-за искажения сегмента ST.

- Периметр выпуклой оболочки (Convex Hull Perimeter): длина границы минимального выпуклого многоугольника, охватывающего все точки аттрактора. Позволяет оценить максимальные внешние габариты динамической системы, игнорируя мелкие внутренние флуктуации [7].

Поскольку стандартные геометрические метрики уязвимы к изменению масштаба, для оценки внутренней связности применялся топологический анализ бинаризованных изображений. Для исключения влияния толщины линий предварительно применялся алгоритм морфологической скелетизации (истончения до 1 пикселя). По бинарным ФП вычислялись следующие метрики:

- Число компонент связности (Betti-0): топологический инвариант  $\beta_0$ , определяющий количество независимых изолированных фрагментов в фазовом пространстве [9]. Идеальный кардиоцикл стремится к  $\beta_0 = 1$ . Патологические высокочастотные девиации и зашумленность ишемического сигнала приводят к разрывам траектории и росту показателя.

- Длина скелета (Skeleton Length): суммарная протяженность осевой линии аттрактора. В отличие от площади, этот параметр дает оценку истинной длины фазовой траектории.

- Точки ветвления (Skeleton Branches): количество узлов, в которых пересекаются три и более пикселей

скелета. Отражает сложность взаимного наложения петель зубцов P, QRS и T, что является индикатором структурных нарушений ритма.

- Отношение периметров (Perimeter Ratio): отношение суммарной длины всех реальных контуров траектории к периметру выпуклой оболочки. Выступает мерой «изрезанности» и фрактальной сложности границы аттрактора.

#### D. Модель классификации

В качестве решающего алгоритма машинного обучения был выбран ансамблевый метод Случайного леса (Random Forest). Выбор обусловлен его высокой устойчивостью к нелинейным данным, способностью предотвращать переобучение и, что наиболее важно для медицинских задач, высокой интерпретируемостью за счет встроенного механизма оценки важности признаков.

Особое внимание при проектировании конвейера машинного обучения было уделено защите от эффекта «утечки данных». В исходной выборке присутствовали фрагменты ЭКГ-сигналов, принадлежащих одним и тем же пациентам, применялся метод группового разбиения, при котором разделение датасета в пропорции 80/20 производилось строго по уникальным идентификаторам пациентов. Таким образом, тестирование модели осуществлялось исключительно на новых пациентах, сигналы которых модель не видела в процессе обучения, что гарантирует объективность полученных метрик классификации.

### III. РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

#### A. Формирование выборки

Встроенный механизм оценки признаков алгоритма Random Forest позволил ранжировать метрики по их вкладу в итоговую классификацию.

Результаты показали доминирующую роль тополого-геометрических параметров, описывающих внешние габариты и истинную длину траектории: абсолютными лидерами стали Периметр выпуклой оболочки (Convex Hull Perimeter) и Длина топологического скелета (Skeleton Length). Данный результат имеет строгое физиологическое обоснование. Развитие инфаркта миокарда сопровождается появлением патологического зубца Q и выраженной элевацией сегмента ST. В фазовом пространстве эти высокоамплитудные низкочастотные девиации приводят к резкому «растяжению» аттрактора вдали от точки равновесия (изолинии). В результате петля кардиоцикла теряет свою компактность, что математически фиксируется как скачкообразный рост периметра огибающей и общей длины скелетированной траектории.

Наименьшую значимость показал Индекс пространственного заполнения (SFI). Это объясняется тем, что оценка занимаемой площади с помощью грубой сетки (box-counting) хорошо выявляет общую хаотичность ритма (например, при фибрилляции), но оказывается недостаточно чувствительной к локальным морфологическим деформациям контура петли при инфаркте.

#### B. Метрики эффективности классификации

Тестирование обученной модели проводилось на изолированной выборке (20% от общего объема данных),

сформированной с применением строгого межпациентного (inter-patient) разбиения. На тестовой выборке алгоритм продемонстрировал общую точность (Accuracy) на уровне 83.5%.

Клиническая ценность предложенного метода раскрывается при анализе матрицы ошибок. Алгоритм показал крайне высокую чувствительность (Sensitivity/Recall) к классу патологии – 94.5% (из 55 реальных записей с инфарктом миокарда верно классифицировано 52). Специфичность (Specificity) составила 70.8%, что указывает на определенную склонность модели к гипердиагностике (часть здоровых сигналов была ошибочно отнесена к группе риска). В контексте медицинской диагностики критических состояний (таких как инфаркт) подобный баланс метрик является оптимальным: минимизация ложноотрицательных результатов (пропуска реальной болезни) ставится в приоритет над увеличением числа ложноположительных срабатываний.

### IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе успешно реализован метод автоматизированной диагностики патологий сердечно-сосудистой системы на основе количественного анализа геометрии и топологии фазовых портретов ЭКГ. Использование гибридного вектора из 8 признаков в сочетании с алгоритмом случайного леса позволило достичь высокой чувствительности (94,5%) при общей точности 83,5%.

Установлено, что наиболее информативными маркерами ишемических изменений являются периметр выпуклой оболочки и длина скелета траектории, что имеет прямое физиологическое обоснование. Ключевым преимуществом предложенного подхода является сочетание высокой интерпретируемости признаков с низкой вычислительной сложностью алгоритма. Это делает метод перспективным для интеграции в портативные системы медицинского мониторинга и носимые устройства (холтеры), обеспечивая надежный скрининг критических состояний в режиме реального времени без необходимости использования мощных вычислительных ресурсов.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Povinelli R., Povinelli R., Ropella K. Identification of ECG arrhythmias using phase space reconstruction // Lecture Notes in Computer Science. 2001.
- [2] Rocha T., Paredes S., et al. Phase space reconstruction approach for ventricular arrhythmias characterization // Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2008. P. 5470–5473.
- [3] Nayak S.K., Bit A., Dey A., et al. A review on the nonlinear dynamical system analysis of electrocardiogram signal // Journal of Healthcare Engineering. 2018. Vol. 2018. P. 6920420.
- [4] Hou Z., Dong Y., et al. A real-time QRS detection method based on phase portraits and box-scoring calculation // IEEE Sensors Journal. 2018. Vol. 18, № 9. P. 3694–3702.
- [5] Lee J. W., et al. A real time QRS detection using delay-coordinate mapping for the microcontroller implementation // Annals of Biomedical Engineering. 2002. Vol. 30. P. 1140–1151.
- [6] Старченкова К.С. Методы нелинейного анализа биомедицинских сигналов для систем контроля и диагностики состояния организма: дис. ... канд. техн. наук / СПб., СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2018. 156 с.
- [7] Старченкова К.С., Манило Л.А. Выявление фетальной аритмии плода по неинвазивной ЭКГ с помощью анализа псевдофазового портрета // Материалы XXVII Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям (SCM'2024). 2024. С. 547–550.

- [8] Хачатрян К.С., Манило Л.А. Метод анализа псевдофазового портрета в задаче распознавания биомедицинских сигналов // Биотехносфера. 2016. № 5 (47).
- [9] Ling T., Zhu Z., Zhang Y., Jiang F. Early ventricular fibrillation prediction based on topological data analysis of ECG signal // Applied Sciences. 2022. Vol. 12, № 20. P. 10370.
- [10] PTB Diagnostic ECG Database [Электронный ресурс] // PhysioNet. – URL: <https://physionet.org/content/ptbdb/1.0.0/> (дата обращения: 01.03.2026).
- [11] MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database [Электронный ресурс] // PhysioNet. – URL: <https://www.physionet.org/content/nsrdb/1.0.0/> (дата обращения: 01.03.2026).