

КЛАССИФИКАЦИЯ ЭПИЗОДОВ НАРУШЕНИЙ СЕРДЕЧНОГО РИТМА  
ПО ИНФОРМАТИВНЫМ ПРИЗНАКАМ  
ВО ВРЕМЕННОЙ ОБЛАСТИ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЫ

Б. К. АКОПЯН

*Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения  
Санкт-Петербург, Россия  
akopyan.bella@yandex.ru*

**Аннотация.** Исследованы особенности классификации нарушений сердечного ритма по сигналу одного отведения электрокардиограммы. Предложено первичное множество из восьми информативных признаков: три для длительности RR-интервала и пять — для формы R-зубца. Найдена эффективная комбинация предложенных признаков для классификации трех состояний сердечного ритма (нормальный кардицикл, желудочковая экстрасистола, предсердная экстрасистола) с помощью алгоритмов логистической регрессии и случайного леса. Для проведения экспериментальных исследований использовались записи отведения II из баз данных многоканальных электрокардиограмм MIT-BIH Arrhythmia DB и Санкт-Петербургского Института кардиологической техники. Определено, что наиболее информативными признаками для рассматриваемых классов нарушений сердечного ритма являются коэффициент сцепления  $\xi_{R_i}$  и коэффициент эксцесса  $i$ -го R-зубца  $\gamma_i$ . Достигнутая наибольшая точность классификации по средней сбалансированной F-мере для набора данных без балансировки классов составляет 92,58 % в случае логистической регрессии и 92,11 % — случайного леса; с балансировкой — 86,17 % для логистической регрессии и 84,55 % — для случайного леса. Результаты экспериментов показывают, что для классификации рассматриваемых нарушений сердечного ритма целесообразно использовать по одному критерию из признаков длительности и формы. Полученные в ходе экспериментальных исследований результаты могут быть применены при синтезе и анализе систем классификации нарушений сердечного ритма.

**Ключевые слова:** пространство информативных признаков, многоклассовая классификация, электрокардиограмма, нарушение сердечного ритма, анализ данных

**Ссылка для цитирования:** Акопян Б. К. Классификация эпизодов нарушений сердечного ритма по информативным признакам во временной области электрокардиограммы // Изв. вузов. Приборостроение. 2024. Т. 67, № 4. С. 305—314. DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-4-305-314.

CLASSIFICATION OF HEART RHYTHM DISORDER EPISODES  
BY INFORMATIVE FEATURES  
IN THE ELECTROCARDIOGRAM TIME DOMAIN

B. K. Akopyan

*St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, St. Petersburg, Russia  
akopyan.bella@yandex.ru*

**Abstract.** The features of heart rhythm disturbances classification based on the electrocardiogram obtained from one lead are studied. A primary set of eight informative features is proposed: three for the RR-interval duration and five for the R-waveshape. An effective combination of the proposed features for classification of three states of heart rhythm (normal cardio cycle, ventricular extrasystole, atrial extrasystole) using algorithms of logistic regression and random forest is proposed. The records of II lead from multi-channel electrocardiograms databases of MIT-BIH Arrhythmia DB and

St.-Petersburg Institute of Cardiological Engineering „INCART“ are applied. It is found that the most informative features for the considered classes of cardiac rhythm disorders are the clutch coefficient  $\xi_{R_i}$  and the  $i$ -th  $R$ -wave kurtosis coefficient  $\gamma_i$ . The best accuracy of classification according to the average balanced F-measure for dataset without class balancing is 92.58 % for logistic regression and 92.11 % for random forest; with class balancing the result is 86.17 % for logistic regression and 84.55 % for random forest. The experimental results show that to classify the heart rhythm disturbances under consideration, it is advisable to use one criterion of duration and form. The obtained results can be used in the synthesis and analysis of classification systems for heart rhythm disorders.

**Keywords:** space of informative features, multiclass classification, electrocardiogram, cardiac arrhythmia, data analysis

**For citation:** Akopyan B. K. Classification of heart rhythm disorder episodes by informative features in the electrocardiogram time domain. *Journal of Instrument Engineering*. 2024. Vol. 67, N 4. P. 305—314 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2024-67-4-305-314.

**Введение.** Современные тенденции в медицинской диагностике направлены на распознавание состояния человека путем автоматизированного компьютерного анализа биомедицинских сигналов. Конечная цель анализа большинства биомедицинских сигналов заключается в классификации принятого сигнала и выдаче диагностического решения о состоянии обследуемого. Одной из задач классификации является выявление нарушения сердечного ритма, которое впоследствии может быть усовершенствовано до возможности предсказания состояния человека по имеющемуся сигналу электрокардиограммы (ЭКГ).

Целью настоящей статьи является определение эффективной комбинации информативных признаков для классификации трех состояний сердечного ритма (нормальный кардиоцикл, желудочковая экстрасистола, предсердная экстрасистола) по сигналу ЭКГ, под эффективностью при этом понимается достижение наибольшей точности определения состояния кардиоцикла. Научная новизна статьи заключается в нахождении комбинации информативных признаков для сигнала одноканальной электрокардиограммы, обеспечивающей максимальную точность классификации алгоритмами логистической регрессии и случайного леса. Результаты, полученные в ходе экспериментальных исследований, могут быть применены при синтезе и анализе систем классификации нарушений сердечного ритма.

**Постановка задач классификации и отбора признаков.** Исходные данные представляют собой запись сигнала электрокардиограммы, подвергнутого предобработке, заключающейся в фильтрации сигналов помехи и выделении опорных точек кардиоциклов. Подробно методы предобработки ЭКГ и выделения  $R$ -зубца рассмотрены в работах [1—3]. Как показано в статьях [4—7], для обнаружения аритмии основной, и зачастую единственной, опорной точкой временного ряда ЭКГ является положение  $R$ -зубца кардиоцикла, по которому определяется  $RR$ -интервал — длительность сигнала ЭКГ между появлениями двух смежных  $R$ -зубцов:

$$RR_i = t(R_i) - t(R_{i-1}) = (n_{R_i} - n_{R_{i-1}})T_\Delta, \quad (1)$$

где  $RR_i$  — текущий  $RR$ -интервал,  $R_i$  —  $R$ -зубец текущего кардиоцикла,  $R_{i-1}$  —  $R$ -зубец предыдущего кардиоцикла,  $t(R)$  — временное положение вершины  $R$ -зубца,  $T_\Delta$  — период дискретизации,  $n$  — порядковый номер отсчета. Также, зная положение  $R$ -зубца, можно определить значения отсчетов сигнала  $s$  кардиоцикла в его окрестности.

Рассмотрим постановку задачи многоклассовой классификации нарушения ритма по сигналу электрокардиограммы. По опорной точке  $R_i$  определяются информативные признаки кардиоцикла так, что каждый кардиоцикл описан в общем случае набором из  $n$  информативных признаков  $\Theta_i = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ . Известно, что истинное состояние (класс) кардиоцикла может быть

отнесено только к одному из  $M$  классов, представленных множеством  $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_M\}$ . Для успешного решения этой задачи необходимо определить:

- 1)  $n$ -мерное пространство признаков,
- 2) границы разделяющих поверхностей областей каждого из классов в  $n$ -мерном пространстве признаков,
- 3) положение точки  $\Theta$  в  $n$ -мерном пространстве признаков  $\mathbb{R}^n$ .

Задача отбора признаков заключается в поиске на множестве  $\mathbb{R}$  такого подмножества признаков  $\mathbb{R}^n$ , которое не приведет к существенному снижению точности классификации или, напротив, увеличит ее.

Сложность задачи многоклассовой классификации кардиоциклов по ЭКГ заключается в присущих всем биомедицинским сигналам разнообразию и изменчивости признаков нарушений ритма, возникающих вследствие того, что организм человека является сложной системой. Вследствие этого с ростом числа классифицируемых нарушений ритма возрастет и размерность пространства информативных признаков. Как показано в работах [8, 9], эта проблема особенно актуальна при анализе ЭКГ с длительными нарушениями (например, при парных экстрасистолах или мерцательной аритмии).

При большом количестве информации, поступающей на вход системы классификации, выбор признаков является необходимым и зачастую наиболее важным этапом, поскольку успешное решение задачи отбора признаков позволит снизить размерность вектора измерений и описания объектов, а также повысить эффективность системы классификации в целом.

**Построение признаков.** Для определения потенциально применимых в исследовании признаков целесообразно обратиться к ЭКГ-признакам аритмий. Как правило, все аритмические кардиоциклы отличаются от нормальных длительностью RR-интервала и формой полезного сигнала кардиограммы. На рис. 1 приведены примеры ЭКГ для трех классов:  $\Omega_1$  — нормальный кардиоцикл,  $\Omega_2$  — желудочковая экстрасистола,  $\Omega_3$  — предсердная экстрасистола.

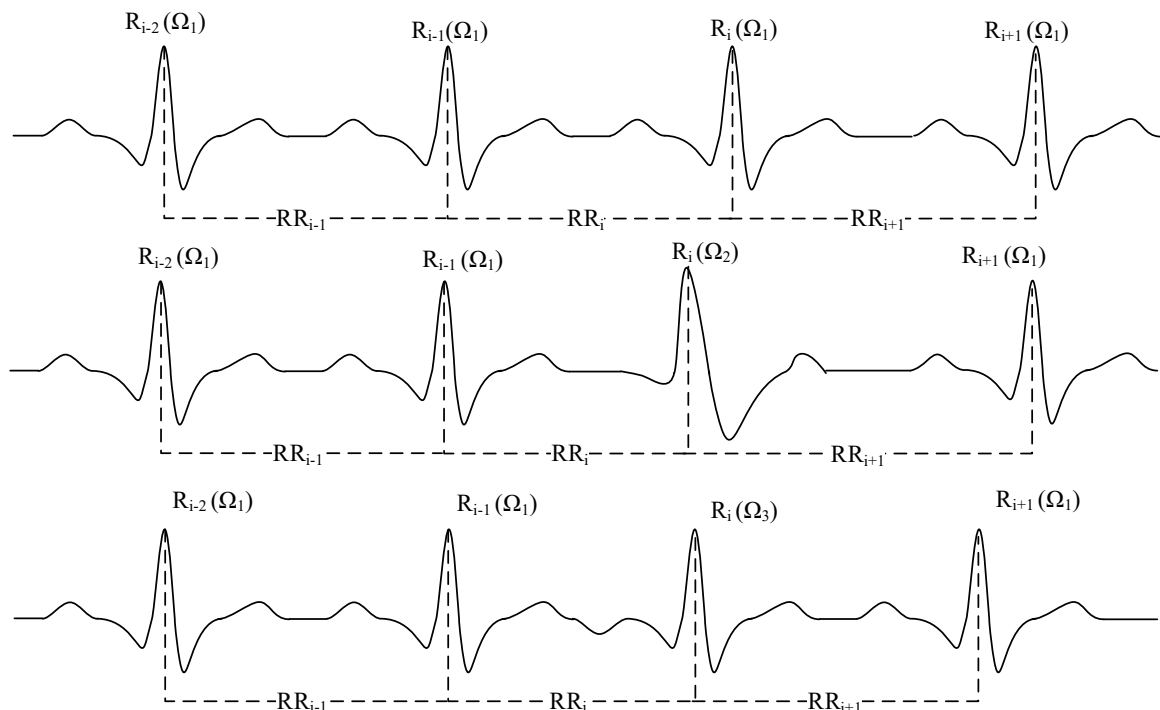


Рис. 1

Для предсердной экстрасистолы характерна неполная компенсаторная пауза, которую можно выразить с помощью соотношения:

$$RR_i + RR_{i+1} < 2\overline{RR}, \quad (2)$$

где  $RR_i$  — длительность временного интервала между текущим и предшествующим кардиоциклами (для экстрасистолы — так называемый „интервал сцепления“),  $RR_{i+1}$  — длительность временного интервала между текущим и последующим кардиоциклами (для экстрасистолы — так называемая „компенсаторная пауза“),  $\overline{RR}$  — средняя длительность RR-интервала при нормальном ритме. Форма R-зубца при предсердной экстрасистолии практически не претерпевает изменений.

Для желудочковой экстрасистолии характерны полная компенсаторная пауза:

$$RR_i + RR_{i+1} \approx 2\overline{RR}, \quad (3)$$

а также расширение и деформация как R-зубца, так и всего кардиоцикла.

Исходя из ЭКГ-признаков рассматриваемых состояний можно выделить признаки, характеризующие длительность RR-интервалов и форму R-зубца.

Целесообразно исследовать следующие признаки длительности:

1) отношения смежных RR-интервалов. Поскольку для рассматриваемых нарушений сердечного ритма имеют значение как интервал сцепления, так и компенсаторная пауза, следует выделить два потенциально значимых признака.

1.1. Коэффициент сцепления  $\xi_{R_i}$ , отражающий отношение текущего RR-интервала (потенциального интервала сцепления) к предыдущему:

$$\xi_{R_i} = \frac{RR_i}{RR_{i-1}}. \quad (4)$$

1.2. Коэффициент компенсаторной паузы  $\xi_{R_{i+1}}$ , отражающий отношение последующего RR-интервала (потенциальной компенсаторной паузы) к предыдущему:

$$\xi_{R_{i+1}} = \frac{RR_{i+1}}{RR_{i-1}}, \quad (5)$$

где  $RR_{i-1}$  — длительность RR-интервала, предшествующего предыдущему кардиоциклу. Предполагается, что данные признаки должны обеспечить успешную классификацию одиночных экстрасистол, однако для парных эпизодов могут быть неэффективны;

2) разность отклонения RR-интервалов на скользящем окне  $\Delta\sigma_{RR_i}$ :

$$\begin{aligned} \Delta\sigma_{RR_i} &= \sigma_{RR_i} - \sigma_{RR_{i-1}}, \Delta\sigma_{RR_i} = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^L (RR_j - \overline{RR})^2}, \overline{RR} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L RR_j, \\ \Delta\sigma_{RR_i} &= \sigma_{RR_i} - \sigma_{RR_{i-1}}, \Delta\sigma_{RR_i} = \sqrt{\frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^L (RR_j - \overline{RR})}, \overline{RR} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L RR_j, \end{aligned} \quad (6)$$

где  $L$  — длина скользящего окна,  $\sigma_{RR_i}$  — среднеквадратическое отклонение выборки из  $L$  RR-интервалов с включением текущего кардиоцикла,  $\Delta\sigma_{RR_{i-1}}$  — среднеквадратическое отклонение выборки из  $L$  RR-интервалов, предшествующих текущему кардиоциклу. Этот информативный признак „унаследован“ из практики анализа статистических характеристик variability сердечного ритма показателями SDNN и SDANN. SDNN представляет собой среднеквадратическое отклонение величин RR-интервалов за весь рассматриваемый период наблюдения сердечного ритма; SDANN — среднеквадратическое отклонение величин RR-интервалов на коротких сегментах многочасовых записей. Подробно эти признаки рассмотрены в статье [10].

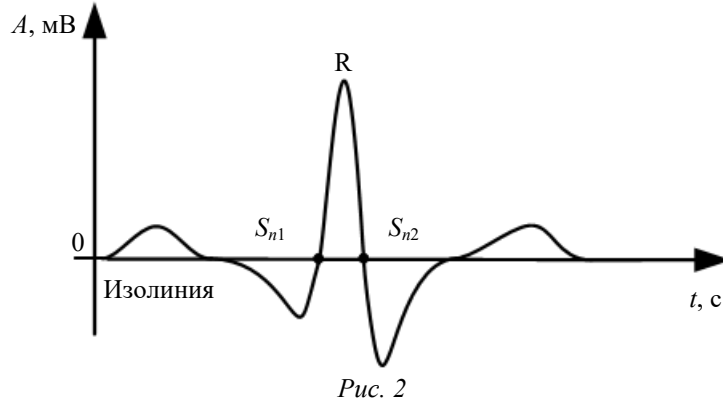
Применительно к рассматриваемой задаче классификации эпизодов нарушений сердечного ритма использование среднеквадратического отклонения также представляется целесообразным, однако исходя из того, что нарушению ритма соответствует резкое изменение длительности RR-интервала, следует вычислять этот показатель на скользящем окне длиной в несколько RR-интервалов. Длина скользящего окна была выбрана равной  $L = 5$  [11].

В категории признаков формы R-зубца, полученных по временному ряду ЭКГ, исходя из ЭКГ-признаков нарушения ритма, исследуются следующие признаки.

1. Средняя амплитуда  $i$ -го R-зубца  $R_i$ :

$$\bar{R}_i = \frac{\sum_{j=1}^n s_j T_{\Delta}}{(n_2 - n_1) T_{\Delta}} = \frac{\sum_{j=1}^n s_j}{n_2 - n_1} = \frac{\sum_{j=1}^n s_j}{N_R}, \quad (7)$$

где  $s_i$  — отсчеты сигнала R-зубца, расположенные между отсчетами  $n_1, n_2$  кардиоцикла, расположенными на уровне изолинии (рис. 2),  $N_R$  — объем выборки исследуемого фрагмента R-зубца.



2. Длительность  $i$ -го R-зубца  $T_{R_i}$ :

$$T_{R_i} = (n_2 - n_1) T_{\Delta} = N_R T_{\Delta}. \quad (8)$$

Параметры „амплитуда“ и „длительность“ можно применять как по отдельности, так и в виде их произведения.

3. Коэффициент эксцесса  $i$ -го R-зубца  $\gamma_i$ :

$$\gamma_i = \frac{\mu_4}{\sigma_s^4}, \mu_4 = \sum_{j=1}^{N_s} \left( \left( n_j - \bar{n} \right) T_{\Delta} \right)^4 \frac{s_j^2}{\sum_{j=1}^{N_s} s_j^2}, \quad (9)$$

где  $\mu_4$  — оценка центрального момента четвертого порядка,  $\sigma_s$  — оценка выборочной дисперсии R-зубца.

4. Коэффициент формы  $i$ -го R-зубца  $F_i$ :

$$F_i = \frac{\sigma_{s''}}{\sigma_s}, \quad (10)$$

где  $\sigma_s$  и  $\sigma_{s''}$  — оценка выборочной дисперсии R-зубца и его второй производной соответственно.

Приведенные выше параметры формы характеризуют R-зубец без учета схожести с другими R-зубцами в той же записи. Целесообразно ввести также признак, отражающий степень схожести двух смежных кардиоциклов. Для этого можно использовать отношение рассмотренных параметров или ввести дополнительный параметр.

5. Коэффициент корреляции смежных R-зубцов:

$$\rho_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_s} (s_{i,j} - m_i) \sum_{j=1}^{N_s} (s_{i-1,j} - m_{i-1})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_s} (s_{i,j} - m_i)^2 \sum_{j=1}^{N_s} (s_{i-1,j} - m_{i-1})^2}}, i = 1, 2, \dots, N_s, \quad m_i = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^n s_{i,j}, \quad m_{i-1} = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^n s_{i-1,j}, \quad (11)$$

где  $s_{i-1}$  — выборка отсчетов сигнала предыдущего R-зубца,  $j$  — порядковый номер отсчета.

Данный параметр наилучшим образом отражает степень схожести двух смежных кардиоциклов. Очевидно: чем меньше коэффициент корреляции, тем выше вероятность того, что они относятся к разным классам. Этот признак должен быть наиболее полезен в определении одиночных желудочковых экстрасистол.

**Материалы и методы.** Принято различать два класса методов отбора признаков: методы фильтрации и обертки. Метод фильтрации отражает информативность каждого признака для целевой переменной в отрыве от системы классификации и анализирует определенные метрики самих информативных признаков: энтропию, коэффициент корреляции, распределение вероятностей, дисперсию, взаимную информацию и др. Их достоинство заключается в высокой скорости выполнения и возможности масштабирования.

Методы обертки служат оболочкой системы классификации. Принцип их работы заключается в манипуляции набором информативных признаков и оценке результата классификации, по которому определяют наиболее эффективное подмножество для конкретного классификатора. Как показано в статье [12], эти группы методов учитывают синергетический эффект от совместного использования отобранных признаков, однако их работа требует больше времени.

Выделяют также гибридные методы, выполняющие отбор признаков в несколько этапов, примеры подобных методов и алгоритмов на их основе рассмотрены в работах [12—14]. В рамках таких методов фильтры используются для первичного отбора признаков, после чего полученное подмножество признаков подается в систему „обертка—классификатор“ и по результатам работы этой системы производится вторичный отбор признаков. Как показано в статье [14], такой подход целесообразен, если первичное множество состоит не менее чем из нескольких десятков признаков. Также важно отметить, что некоторые алгоритмы классификации (например, алгоритм случайного леса) осуществляют собственную внутреннюю оценку признаков [15].

В настоящем исследовании используются системы классификации с обучением на основе алгоритмов логистической регрессии (LR) и случайного леса (RF). Каждый из них исследован на предмет сокращения размерности информационного пространства путем отбора наиболее важных признаков. Отбор признаков для классификации алгоритмом логистической регрессии осуществляется оберточным методом рекурсивного удаления RFE [16]. На вход классификатора подаются все имеющиеся признаки, производятся обучение алгоритма и дальнейшая классификация, по результатам которой из множества признаков удаляется один. Все признаки ранжируются по очередности их удаления. Классификация алгоритмом случайного леса осуществляется по результатам оценки важности признаков внутри самого алгоритма при подаче на его вход всего множества признаков. По результатам обоих независимых отборов определены пары признаков, показатели важности которых оказались наиболее высокими, и для каждой пары отдельное исследование показателя качества.

Исследование проводилось на материалах отведения II двух открытых баз данных:

1) верифицированная база данных MIT-BIH Arrhythmia DB [17], которая содержит 48 получасовых записей ЭКГ от 47 различных пациентов. 23 записи выбраны случайным образом из набора 4000 записей ЭКГ, сделанных в течение 24 часов, собранных у смешанной группы стационарных и амбулаторных пациентов. Остальные 25 записей выбраны из того же набора для включения менее распространенных, но клинически значимых аритмий. Частота дискретизации записей составляет 360 Гц. Каждая запись аннотирована двумя или более независимыми кардиологами.

2) база данных многоканальных ЭКГ Санкт-Петербургского Института кардиологической техники (ИНКАРТ, INCART) [18], которая содержит 75 получасовых записей результатов холтеровского мониторирования ЭКГ 32 различных пациентов с частотой дискретизации записей 257 Гц.

Соотношение классов представлено на рис. 3 ( $K$  — число кардиоциклов). Имеющийся набор данных был разделен на обучающую и тестовую выборки в соотношении 3:1 (136 576 обучающих и 45 525 тестовых кардиоциклов). Важно отметить, что имеющиеся в обеих базах классы несбалансированы ( $\Omega_3 < \Omega_2 < \Omega_1$ ), что, с одной стороны, отражает реальное соотношение состояний, а с другой — может привести к нарушению работы классификатора и его переобучению. В связи с этим было принято решение о дополнительном исследовании влияния балансировки классов методом недостаточной выборки (т.е. посредством случайного исключения наблюдений из мажоритарного класса) на результаты отбора признаков.

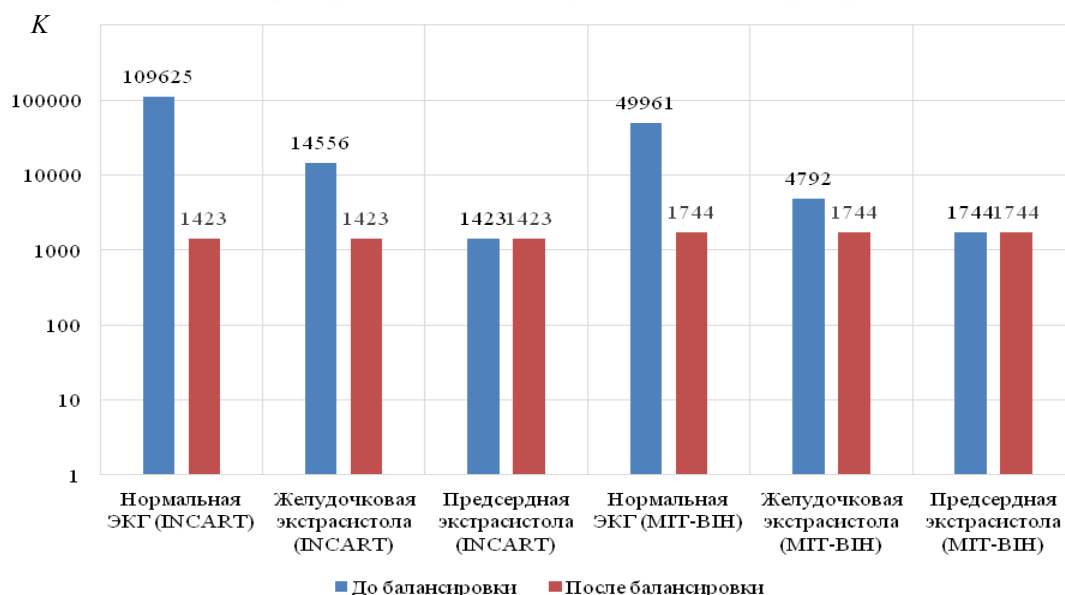


Рис. 3

**Результаты экспериментальных исследований.** Всего было обработано 182 101 кардиоциклов, принадлежащих трем классам состояний. Результаты отбора признаков представлены на рис. 4, 5 ( $r$  — ранг;  $W$  — показатель важности).

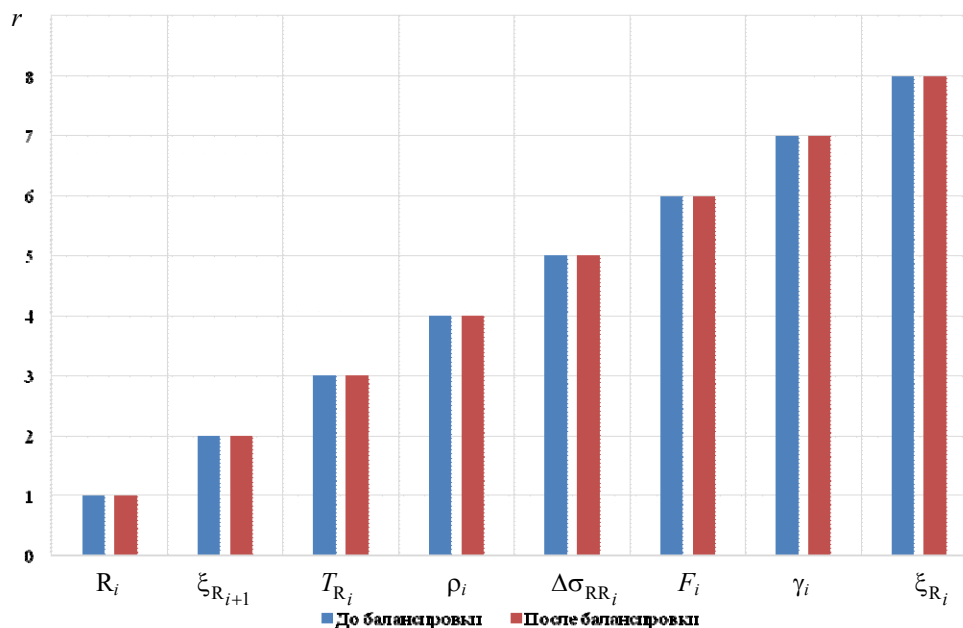


Рис. 4

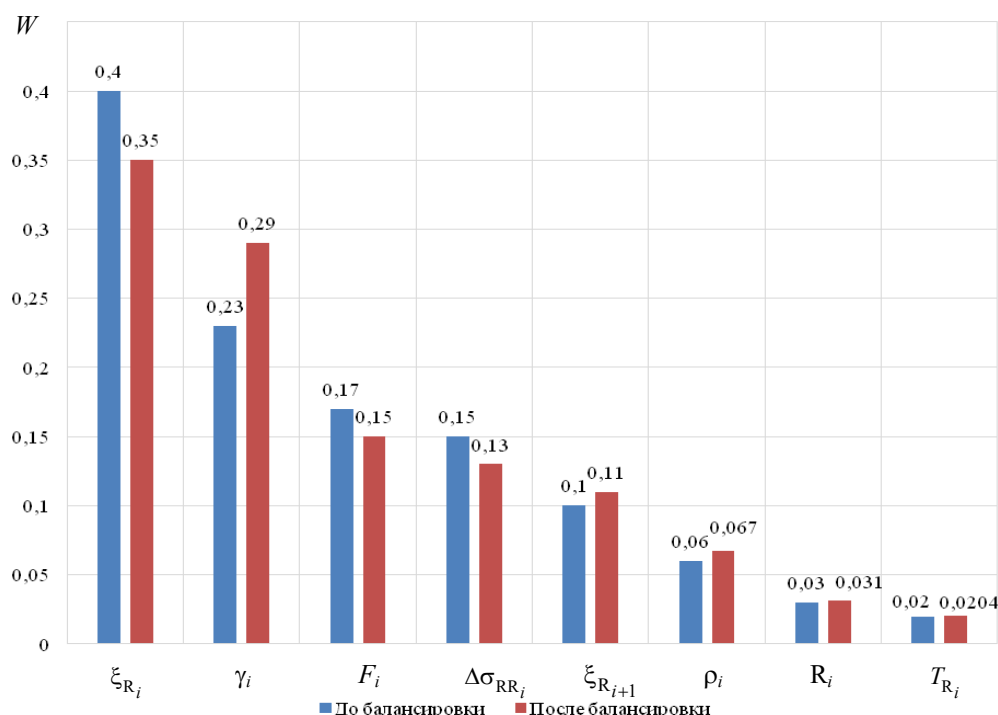


Рис. 5

По результатам отбора видно, что первые четыре по важности признака у обоих алгоритмов совпали как до, так и после балансировки:

- 1) коэффициент сцепления  $\xi_{R_i}$ ,
- 2) коэффициент эксцесса  $i$ -го R-зубца  $\gamma_i$ ,
- 3) коэффициент формы  $i$ -го R-зубца  $F_i$ ,
- 4) разность отклонения RR-интервалов на скользящем окне  $\Delta\sigma_{RR_i}$ .

Из этого можно сделать вывод, что для данных классов нарушений сердечного ритма эти признаки являются наиболее информативными.

Было принято решение объединить ЭКГ-признаки рассматриваемых классов в пары, состоящие из одного признака длительности и одного признака формы, после чего для каждой пары были оценены показатели качества. Результаты оценки приведены в таблице. В роли показателя качества классификации выступает сбалансированная F-мера:

$$F = 2 \frac{P \cdot R_c}{P + R_c}, \quad (12)$$

где  $P$  — точность,  $R_c$  — полнота F-меры:

$$P = \frac{TP}{TP+FP}, \quad R_c = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (13)$$

где TP — число истинно-положительных решений, TN — число истинно-отрицательных решений, FP — число ложноположительных решений, FN — число ложноотрицательных решений.

| Признак длительности  | Признак формы  | MIT-BIH Arrhythmia |       |                    |       | INCART           |       |                 |       |
|-----------------------|----------------|--------------------|-------|--------------------|-------|------------------|-------|-----------------|-------|
|                       |                | до балансировки    |       | после балансировки |       | без балансировки |       | с балансировкой |       |
|                       |                | LR                 | RF    | LR                 | RF    | LR               | RF    | LR              | RF    |
| $\xi_{R_{i-1}}$       | $F_i, \%$      | 91,93              | 84,62 | 83,24              | 78,95 | 91,80            | 90,53 | 84,12           | 81,34 |
|                       | $\gamma_i, \%$ | 92,17              | 91,24 | 86,01              | 84,39 | 92,98            | 92,11 | 86,33           | 84,71 |
| $\Delta\sigma_{RR_i}$ | $F_i, \%$      | 82,34              | 81,77 | 77,49              | 65,12 | 82,07            | 80,26 | 78,92           | 74,93 |
|                       | $\gamma_i, \%$ | 88,91              | 84,98 | 79,56              | 72,52 | 88,91            | 85,38 | 76,28           | 66,74 |

По результатам, приведенным в таблице, видно, что наиболее информативными признаками для рассматриваемых классов нарушений сердечного ритма являются коэффициент сцепления  $\xi_{R_i}$  и коэффициент эксцесса  $i$ -го R-зубца  $\gamma_i$ . Достигнутая для этой пары признаков точность классификации по средней сбалансированной F-мере для набора данных без балансировки классов равна 92,58 % для логистической регрессии и 92,11 % — для случайного леса; с балансировкой точность составляет 86,17 % для логистической регрессии и 84,55 % — для случайного леса.

Также из таблицы видно, что показатели для обеих баз данных примерно совпадают. Превышение значений, полученных по выборке без балансировки, несущественно. В этом случае классификатор ориентирован на обнаружение того класса, образцов которого в обучающей выборке было больше — т.е. класса нормальных ЭКГ  $\Omega_1$ .

**Заключение.** Рассмотрен набор информативных признаков, который применим для определения трех классов состояния сердечного ритма (нормальный кардиоцикл, желудочковая экстрасистола, предсердная экстрасистола) по сигналу электрокардиограммы. В ходе вычислительных экспериментов получены результаты классификации нарушений сердечного ритма по различным комбинациям информативных признаков сигнала одноканальной электрокардиограммы и определена сбалансированная F-мера для каждой комбинации при использовании этих признаков в алгоритмах классификации. Вычислительный эксперимент демонстрирует, что наиболее эффективно для данного множества классов использование комбинации параметров „коэффициент сцепления“ и „эксцесс“.

В дальнейшем целесообразно изучить показатели зависимости информативных признаков между отведениями, а также применять эти признаки для классификации аритмических эпизодов внутри уже обозначенных классов (например, определение наджелудочковых, левожелудочковых и правожелудочковых экстрасистол).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Sun K. K., Xie C.-X., Kuo I.-C. et al. A Method for ECG R-wave Denoising and Detecting // IEEE Intern. Conf. on Consumer Electronics. 2022. P. 557—558.
2. Razavi S. R., Mohammadi M. H. D. R-peak Detection in Electrocardiogram Signals Using Continuous Wavelet Transform // Intern. J. Bioautomation. 2017. Vol. 21, N 2. P. 165—178.
3. Rakshit M., Panigrahy D., Sahu P. An improved method for R-peak detection by using Shannon energy envelope // Sadhana. 2016. Vol. 41, N 5. P. 469—477.
4. Bouchouareb R., Ferroudji K. Classification of ECG Arrhythmia using Artificial Intelligence techniques (RBF and SVM) // 4th Intern. Conf. on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS). 2022. P. 1—7.
5. Vadillo-Valderrama A., Goya-Esteban R., Caulier-Cisterna R. P. et al. Differential Beat Accuracy for ECG Family Classification Using Machine Learning // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 129362—129381.
6. Nasim A., Nchekwube D. C., Munir F. et al. An Evolutionary-Neural Mechanism for Arrhythmia Classification with Optimum Features Using Single-Lead Electrocardiogram // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 99050—99065.
7. Pradeepkumar A., Kaul A. ECG Arrhythmia Classification Using Ensemble of Features // 2nd Asian Conf. on Innovation in Technology (ASIANCON). 2022. P. 1—6.
8. Wang L. H., Yan Z. H., Yang Y. T. et al. A Classification and Prediction Hybrid-Model Construction with IQPSO-SVM Algorithm for Atrial Fibrillation Arrhythmia // Sensors. 2021. Vol. 19, N 21. P. 5222.
9. Соколова А. А. О распределении отношения соседних RR-интервалов в норме и при возникновении аритмии // Изв. СПбГЭТУ ЛЭТИ. 2012. Вып. 5. С. 112—118.
10. Алиева А. М., Голухова Е. З., Пинчук Т. В. Вариабельность сердечного ритма при хронической сердечной недостаточности (литературный обзор) // Архив внутренней медицины. 2013. № 6. С. 47—52.
11. Акопян Б. К., Жаринов О. О. Разработка и исследование показателей качества алгоритма обнаружения и классификации нарушений сердечного ритма // Обработка, передача и защита информации в компьютерных системах: Сб. докл. Второй Междуна. науч. конф. Санкт-Петербург, 11—15 апреля 2022. СПб: ГУАП, 2022. С. 15—18.

12. Ходашинский И. А., Сарин К. С. Отбор классифицирующих признаков с помощью популяционного случайного поиска с памятью // Автоматика и телемеханика. 2019. № 2. С. 161—172.
13. Гончаров Ю. В., Мучник И. Б., Шварцер Л. В. Алгоритм выбора признаков в задаче обучения классификации методом опорных векторов // Журнал вычислительной математики и математической физики. 2008. Т. 48, вып. 7. С. 1318—1336.
14. Глумов Н. И., Мясников Е. В. Метод отбора информативных признаков на цифровых изображениях // Компьютерная оптика. 2007. № 3. С. 73—76.
15. Картиев С. Б., Курейчик В. М. Алгоритм классификации, основанный на принципах случайного леса, для решения задачи прогнозирования // Программные продукты и системы. 2016. Т. 114, вып. 2. С. 11—15.
16. Попов Н. В., Размочаева Н. В., Клионский Д. М. Исследование алгоритмов снижения размерности пространства признаков в задаче анализа клиентских данных // Наука настоящего и будущего. 2020. С. 31—36.
17. Moody G. B., Mark R. G. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database // IEEE Engineering in Medicine and Biology. 2001. Vol. 20, N 3. P. 45—50.
18. St. Petersburg INCART 12-lead Arrhythmia Database. 2008 [Электронный ресурс]: <<https://physionet.org/content/incartdb/1.0.0/>>. (дата обращения 15.01.2024).

#### Сведения об авторе

**Белла Кареновна Акопян**

— Санкт-Петербургский университет аэрокосмического приборостроения, кафедра прикладной информатики; старший преподаватель;  
E-mail: akopyan.bella@yandex.ru

Поступила в редакцию 04.12.23; одобрена после рецензирования 07.12.23; принята к публикации 08.02.24.

#### REFERENCES

1. Sun K.K., Xie C.-X., Kuo I.-C. et al. *IEEE Intern. Conf. on Consumer Electronics*, 2022, pp. 557–558.
2. Razavi S.R., Mohammadi M.H.D. *Intern. J. Bioautomation*, 2017, no. 2(21), pp. 165–178.
3. Rakshit M., Panigrahy D., Sahu P. *Sadhana*, 2016, no. 5(41), pp. 469–477.
4. Bouchouareb R., Ferroudji K. *4th International Conference on Pattern Analysis and Intelligent Systems (PAIS)*, 2022, pp. 1–7.
5. Vadillo-Valderrama A., Goya-Esteban R., Caulier-Cisterna R.P. et al. *IEEE Access*, 2022, vol. 10, pp. 129362–129381.
6. Nasim A., Nchekwube D.C., Munir F. et al. *IEEE Access*, 2022, vol. 10, pp. 99050–99065.
7. Pradeepkumar A., Kaul A. *2nd Asian Conference on Innovation in Technology (ASIANCON)*, 2022, pp. 1–6.
8. Wang L.H., Yan Z.H., Yang Y.T. et al. *Sensors*, 2021, no. 21(19), pp. 5222.
9. Sokolova A.A. *Proceedings of Saint Petersburg Electrotechnical University*, 2012, no. 5, pp. 112–118. (in Russ.)
10. Alieva A.M., Golukhova E.Z., Pinchuk T.V. *Archive of internal medicine*, 2013, no. 6, pp. 47–52. (in Russ.)
11. Akopyan B.K., Zharinov O.O. *Obrabotka, peredacha i zashchita informatsii v komp'yuternykh sistemakh* (Processing, Transmission and Protection of Information in Computer Systems), Collection of reports of the Second International Scientific Conference, St. Petersburg, April 11–15, 2022, pp. 15–18. (in Russ.)
12. Hodashinsky I.A., Sarin K.S. *Automation and Remote Control*, 2019, no. 2(80), pp. 324–333.
13. Goncharov Yu.V., Muchnik I.B., Shvartser L.V. *Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 2008, no. 7(48), pp. 1243–1260.
14. Glumov N.I., Myasnikov E.V. *Computer optics*, 2007, no. 3, pp. 73–76. (in Russ.)
15. Kartiev S.B., Kureichik V.M. *Software & Systems*, 2016, no. 2(114), pp. 11–15. (in Russ.)
16. Popov N.V., Razmochayeva N.V., Klionsky D.M. *Fifth Conference on Software Engineering and Information Management (SEIM-2020)*, St. Petersburg. 2020, pp. 31–36.
17. Moody G.B., Mark R.G. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2001, no. 3(20), pp. 45–50.
18. St. Petersburg INCART 12-lead Arrhythmia Database, 2008, <https://physionet.org/content/incartdb/1.0.0/>.

#### Data on author

**Bella K. Akopyan**

— St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Department of Applied Informatics; Senior Lecturer; E-mail: akopyan.bella@yandex.ru

Received 04.12.23; approved after reviewing 07.12.23; accepted for publication 08.02.24.