

Анализ возможностей методов классификации для автоматизации работы дефибриллятора¹

Н. А. Алимов, В. А. Ерофеева, Д. С. Шалымов²

Санкт-Петербургский государственный университет

Институт проблем машиноведения РАН

alimov.nsm@gmail.com

victoria@grenka.net

dmitry.shalymov@gmail.com

Распространение случаев внезапной остановки сердца, вызванной нарушением его синхронной работы, и низкий уровень выживаемости в этих случаях привели к возникновению области исследований, направленных на автоматизацию процесса реанимации. Для восстановления ритма применяют устройство, называемое дефибриллятором, автоматическую версию которого возможно устанавливать в общественных местах, тем самым сокращая один из критически важных факторов спасения человека — время начала процедуры. Другим критическим фактором является компетентность человека, доставляющего удар дефибриллятора к сердцу умирающего. Для повышения уровня выживаемости возможно применение методов машинного обучения с последующей интеграцией обученной модели с основной работой дефибриллятора. Рассматриваемая работа направлена на анализ возможностей существующих методов классификации, их апробацию на реальных данных, а также разработку программного обеспечения и архитектуры интеграции с одним из существующих дефибрилляторов.

Ключевые слова: распознавание образов, алгоритмы классификации, машинное обучение, электрокардиограммы, автоматизированный дефибриллятор.

1. Введение

Фибрилляция желудочков является одним из самых распространенных случаев нарушения работы сердца, приводящим к внезапной сердечной смерти. Выживаемость для пациентов, подверженных риску смерти такого рода, довольно низка (от 10% до 20%) [8]. Пациенты зачастую умирают из-за того, что вовремя не получают лечения. Появление автоматических внешних дефибрилляторов позволяет своевременно провести реанимационные действия, восстановив сердечный ритм посредством нанесения удара.

¹Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект №16-19-00057.

²©Н. А. Алимов, В. А. Ерофеева, Д. С. Шалымов, 2017.

Основой работы автоматических дефибрилляторов является анализ электрокардиограмм и принятие решения на его основе. В последнее время широко распространены исследования, направленные на повышение точности алгоритмов анализа сердечного ритма. В работе [10] для выделения характеристик ритма при его анализе авторы используют вариационную модовую декомпозицию (англ. Variational Mode Decomposition) с последующей классификацией на основе метода опорных векторов (англ. Support Vector Machine). В работе [19] предложен композитный алгоритм, объединяющий анализатор динамики изменения наклонов ритма с цифровым фильтром, для разделения ритма на две группы — с возможностью нанесения удара дефибриллятором и без нее соответственно. В [12] авторами предложено использование статистических методов для классификации ритма трех типов (нормальный синусовый, фибрилляция желудочков, желудочковая тахикардия) с предварительным выделением признаков на основе временной и частотной областей, а также изменений наклонов ритма. Работа [13] направлена на выявление наиболее информативных признаков для процедуры классификации на основе метода адаптивного порога для определения различных пиков ритма. Классификация ритмов на основе использования нейронной сети рассматривалась в [9]. В работе [4] авторы исследуют применимость сверточных нейронных сетей для выявления желудочковой тахикардии, отмечая, что фиксированный набор признаков может быть неприменим в классификации реальных случаев из-за высокой вариабельности ритма между различными пациентами.

Большинство работ основывается на анализе небольшого числа открытых баз данных электрокардиограмм, позволяя сделать вывод о том, что получение данных, особенно значительного для процедуры классификации размера, для этой задачи весьма затруднительно. Тем не менее, на сегодняшний день получили свое развитие методы, применимые к выборкам малого размера [6]. Преимуществом этих методов также является устойчивость к внешним помехам в наблюдениях [1, 2, 14], которые зачастую присутствуют в электрокардиограммах. В работах [15, 16] рассматриваемые методы успешно апробированы на задаче в области механики.

Работа построена следующим образом: В разделе 2 приводится общая постановка задачи с описанием особенностей решаемой про-

блемы. В разделе 3 отмечены существующие открытые базы данных электрокардиограмм, описаны их недостатки, а также приведено описание собственной базы данных, собранной с дефибрилляторов обычного типа (неавтоматизированных). В разделе 4 рассматривается сравнительный анализ распространенных методов машинного обучения на предмет их применимости в задаче автоматизации дефибриллятора, а также возможная архитектура взаимодействия с дефибриллятором. В разделе 5 приведено описание программного обеспечения. В разделе 6 даются заключительные выводы по работе и планы на будущее.

2. Постановка задачи

Сердце — это полый мышечный орган, который посредством повторяющихся и ритмичных сокращений обеспечивает ток крови по кровеносным сосудам. Сердце человека состоит из четырех камер: две справа прокачивают кровь в легкие для забора кислорода, в то время как две слева распространяют обогащенную кислородом кровь по телу. С каждой стороны находится верхняя камера низкого давления, называемая предсердием, и нижняя камера высокого давления, называемая желудочком, которая обеспечивает основную функцию перекачивания крови. Сердечный цикл состоит из двух фаз: фаза наполнения, называемая диастолой, и фаза сокращения или выброса, называемая систолой. При этом, чтобы эффективно прокачивать кровь, сердечная мышца должна сокращаться синхронно. Сокращение инициируется электрическим импульсом, автоматически формируемым в сердце и распространяющимся через проводящую систему сердца, показанную на Рис. 1. Возникновение импульса возможно благодаря наличию в миокарде — мышечной стенке сердца — специализированных клеток, способных генерировать и проводить электрический импульс.

Начало сердечного цикла в здоровом сердце происходит в синоатриальном узле, расположенном в правом предсердии. Действуя подобно естественному кардиостимулятору, синоатриальный узел инициирует импульс с регулярными интервалами от 60 до 100 раз в минуту. Электрический импульс распространяется через междольные пути, активируя (деполяризуя) предсердия, что заставляет их сокращаться и перекачивать кровь в желудочки. Атриоventрику-

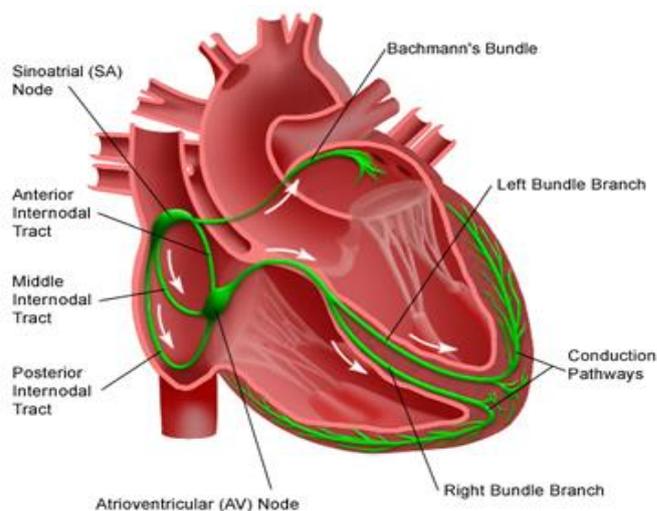


Рис. 1: Проводящая система сердца.

лярный узел собирает и задерживает импульс, позволяя закончить фазу сокращения желудочков заполнением кровью. Затем импульс пересекает стенку между желудочками и разделяется на правую и левую ветви, переходя далее в сеть проводящих волокон, называемых волокнами Пуркинье. Импульс быстро распространяется по этой сети, деполяризуя желудочки и производя единое сокращение. Затем клетки сердца возвращаются в исходное состояние (реполяризуются) с переходом в рефрактерный период, в течение которого они не могут быть деполяризованы снова. Рефрактерный период препятствует возврату импульса в предсердия.

Электрическая активность сердца, регистрируемого электродами, расположенными на поверхности тела, называется электрокардиограммой или ЭКГ. На рисунке 2 показана запись ЭКГ нормального ритма сердца, называемого нормальным синусовым ритмом. Он состоит из P-волны, QRS-комплекса и T-волны, вызванной деполяризацией предсердий, деполяризацией желудочков и реполяризацией желудочков соответственно. Реполяризация предсердий отмечается комплексом QRS.

Внезапное прекращение механической активности сердца, под-

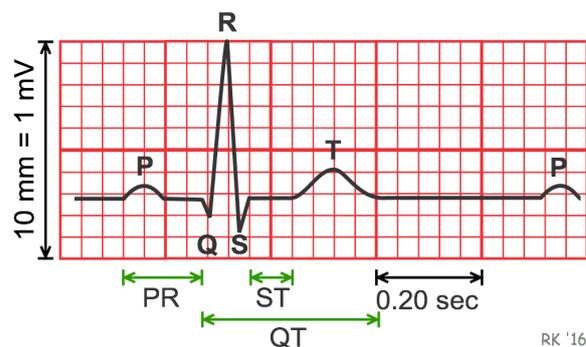


Рис. 2: ЭКГ синусового ритма в норме.

твержденное отсутствием признаков кровообращения, называется внезапной остановкой сердца. Смерть, вызванная внезапной остановкой сердца, называется внезапной сердечной смертью и обычно определяется как неожиданная естественная смерть за короткий промежуток времени, обычно менее одного часа с момента появления симптомов.

Наиболее частой причиной внезапной сердечной смерти является проявление фатальных желудочковых аритмий: фибрилляции желудочков (ФЖ) и желудочковой тахикардии (ЖТ), представленных на рисунке 3. В период фибрилляции желудочки быстро деполяризуются и реполяризуются, сердце нарушает свою скоординированную работу и возможность эффективно прокачивать кровь. Единственный действенный способ прекратить фибрилляцию желудочков и восстановить сердечный ритм — дефибрилляция, полученная через передачу электрического удара в сердце. Фибрилляция желудочков обусловлена быстрым повторным возбуждением миокардиальных волокон с неэффективным сокращением желудочка. Условие фибрилляции идентифицируется отсутствием комплексов QRS на ЭКГ. Дефибрилляция деполяризует миокард и заканчивает нерегулярные сокращения, возвращая работу сердца к нормальному регулярному ритму в случае успеха.

Успешность процедуры дефибрилляции обусловлена, во-первых, скоростью начала процедуры реанимации, а во-вторых, выбором момента проведения удара. В первом случае, за счет быстрого пе-

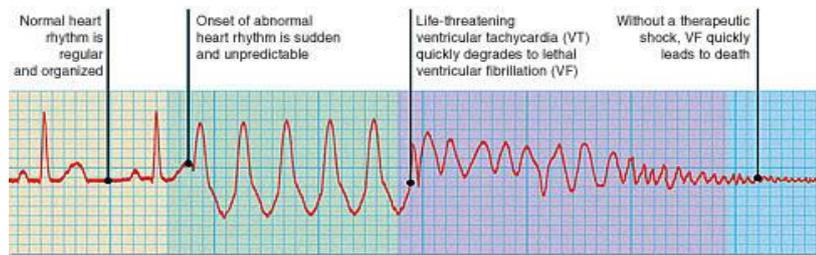


Рис. 3: ЭКГ синусового ритма в норме.

рехода от опасной фазы, сопровождающейся желудочковой тахикардией, к фатальной фибрилляции желудочков эффективность процедуры дефибрилляции снижается с каждой минутой. По этой причине, в частности, на сегодняшний день получили свое распространение автономные внешние дефибрилляторы, установленные в общественных местах. Во втором случае, момент удара может сыграть критическую роль, так как все последующие удары будут иметь сниженную эффективность. Для определения того, является ли текущий ритм поддающимся удару (англ. shockable) или неподдающимся (англ. non-shockable) могут применяться методы машинного обучения. В связи с этим, сформулируем следующую постановку задачи:

Требуется по набору тестовых данных построить классификатор, относящий сформированный до момента времени t ритм работы сердца человека к одному из классов — ударный/неударный (shockable/non-shockable), максимизируя при этом вероятность положительного исхода применения процедуры дефибрилляции.

3. Описание данных

В большинстве работ, посвященных рассматриваемой тематике, используются две открытые базы данных [5]:

- Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database (CUIDB) содержит 35 одноканальных записей, каждая из которых составляет около 8 минут. Путем сегментации каждой записи на

множество коротких эпизодов по 10 секунд каждый была создана база данных, содержащая группы электрокардиограмм с ударными ритмами (фибрилляция желудочков и желудочковая тахикардия) и неударными (синусовый ритм, суправентрикулярная тахикардия, асистолия и другие) [11].

- MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database (VFDB) включает в себя 22 двухканальные записи длительностью 35 минут. Сигналы аналогично разделены на ударные (трепетание и фибрилляция желудочков, желудочковая тахикардия) и неударные группы [7].

Проблема указанных баз данных состоит в том, что на их основе можно построить классификацию типа ритма, но при этом нет никаких сведений об исходе применения процедуры дефибрилляции. Для решения этой проблемы была собрана собственная база данных, содержащая 170 записей по 9 секунд каждая. Каждая запись была отнесена к одному из двух классов — ROAE и NoROAE (дефибрилляция помогла и не помогла соответственно). На основе полученных записей было сформировано 19 признаков, перечисленных в таблице 1.

Таблица 1: Описание признаков.

Признак	Единица измерения	Расшифровка
RMS	mV	Среднее квадратическое
SA	muV	Средняя амплитуда сегмента
MA	mV	Средняя амплитуда: среднее значение абсолютной величины сигнала
WA	mV	Амплитуда волны: среднее значение различий между пиком и следующим минимальным
AmpMax	mV	Максимальное значение сигнала
AmpMin	mV	Минимальное значение сигнала

PTT	mV	Peak-To-Trough: разница между максимумом и минимумом
PPA		Peak-Peak Amplitude: 4-х секундная трассировка ЭКГ разделяется на четыре сегмента по одной секунде каждый. Для каждого сегмента находится разница между максимальным и минимальным значениями. Вычисляется среднее четырех значений, полученных на предыдущем шаге.
MS	mV/s	Средний наклон
MedS	mV/s	Медиана наклона
AMSA	$mV * Hz$	Amplitude Spectrum Area: сумма абсолютных значений произведений между амплитудой спектральной плотности и соответствующей частотой
absAMSA	$mV * Hz$	abs Amplitude Spectrum Area: абсолютное значение суммы произведений между амплитудой спектральной плотности и соответствующей частотой
PSA	$mV^2 * Hz$	Power Spectral Analysis: сумма абсолютных значений произведений между удельной мощностью спектра и соответствующей частотой
ENRG	mV^2	Energy: интеграл от удельной мощности спектра

CF	Hz	Centroid Frequency: частота “центра масс” удельной мощности спектра
CP	mV^2	Мощность центроида
DF	Hz	Доминирующая частота
EF	Hz	Edge Frequency: значение частоты F такое, что 95% энергии сигнала ниже F
SMF	dB	Spectral Flatness Measure: отношение геометрического и среднего арифметического

Последующий анализ методов машинного обучения будем проводить с использованием собственной базы данных, описанной выше.

4. Сравнительный анализ методов машинного обучения для задачи автоматизации дефибриллятора

В рассматриваемом разделе представлены метрики, которые в дальнейшем используются для оценивания корректности работы алгоритмов классификации. В подразделах представлены результаты работы алгоритмов машинного обучения, примененные к задаче бинарной классификации, описанной ранее.

Accuracy score. Применительно к многоклассовой классификации, метрика отражает точность классификации для каждого отдельного класса или для всех классов вместе взятых. Если все предсказанные системой значения класса соответствуют истинным, то точность равна единице, в ином случае нулю. Пусть \hat{y}_i — предсказанное значение класса для i -го набора данных и y_i соответствующее истинное значение, тогда доля корректных прогнозов от общего размера выборки n_{samples} определяется как:

$$\text{accuracy}(y, \hat{y}) = \frac{1}{n_{\text{samples}}} \sum_{i=0}^{n_{\text{samples}}} 1(\hat{y}_i = y_i),$$

где $1(x)$ — функция-индикатор события.

AUC score. Агрегированная характеристика качества классификации, вычисляемая как площадь под кривой ошибок (ROC-кривая). Кривая ошибок, в свою очередь, отражает зависимость доли верных положительных классификаций от доли ложных положительных классификаций при варьировании порога решающего правила.

Confusion matrix. Матрица неточностей (англ. Confusion Matrix) строится на основе подсчета количества раз, когда система приняла верное и неверное решение относительно истинного значения класса принадлежности (true positives (tp) — истинно-положительное решение; true negatives (tn) — истинно-отрицательное решение; false positives (fp) — ложно-положительное решение; false negatives (fn) — ложно-отрицательное решение), а именно:

Оценка системы		
	Class 0	Class 1
Class 0	True negatives (tn)	False positives (fp)
Class 1	False negatives (fn)	True positives (tp)

В бинарной классификации под терминами “положительное решение” и “отрицательное решение” понимается оценка принадлежности входных данных к определенному классу на основе решения классификатора, а под “истинным решением” — класс, заданный человеком. В этом контексте, можно определить характеристики точности (precision), полноты (recall) и F -меры (F-measure) следующим образом:

$$\text{precision} = \frac{tp}{tp + fp},$$

$$\text{recall} = \frac{tp}{tp + fn},$$

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\beta^2 \cdot \text{precision} + \text{recall}}.$$

В анализе методов машинного обучения применительно к задаче автоматизации дефибриллятора в работе использовались следующие методы: метод ближайших соседей (Nearest Neighbors) [20], дерево принятия решений (Decision Tree) [21], метод случайного леса (Random Forest) [3], нейронные сети (Neural Net) [22], AdaBoost-SAMME [17], наивный байесовский классификатор (Naive Bayes) [18], метод опорных векторов (RBF SVM) [23]. При проведении процедуры обучения использовался скользящий контроль (англ. Cross-Validation) с разбивкой на четыре блока.

4.1. Метод ближайших соседей (Nearest Neighbors)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.93	1.00	0.96	310
ROAE	0.83	0.17	0.28	30
avg / total	0.92	0.92	0.90	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9069	0.9302	0.9166	0.9404
AUC score	0.7443	0.8173	0.7319	0.8265

Матрица неточностей:

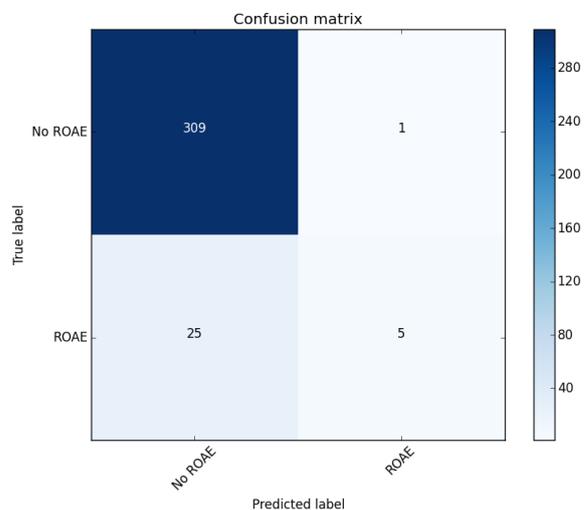


Рис. 4: Матрица неточностей для метода ближайших соседей.

4.2. Дерево принятия решений (Decision Tree)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.95	0.95	0.95	310
ROAE	0.53	0.53	0.53	30
avg / total	0.92	0.92	0.92	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9069	0.8720	0.9166	0.8809
AUC score	0.7243	0.7307	0.6883	0.8766

Матрица неточностей:

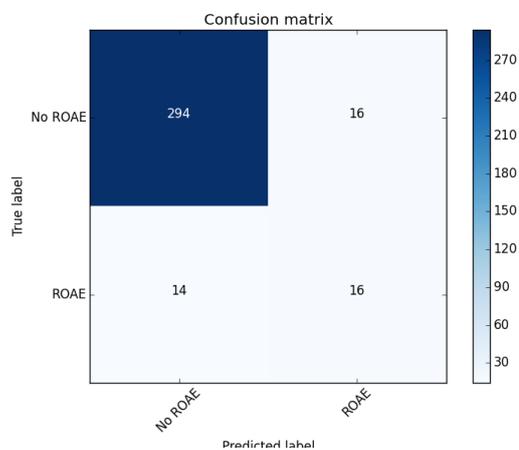


Рис. 5: Матрица неточностей для дерева принятия решений.

4.3. Метод случайного леса (Random Forest)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.94	0.99	0.96	310
ROAE	0.82	0.30	0.44	30
avg / total	0.93	0.93	0.92	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9418	0.9651	0.9285	0.9523
AUC score	0.8605	0.9206	0.7903	0.9397

Матрица неточностей:

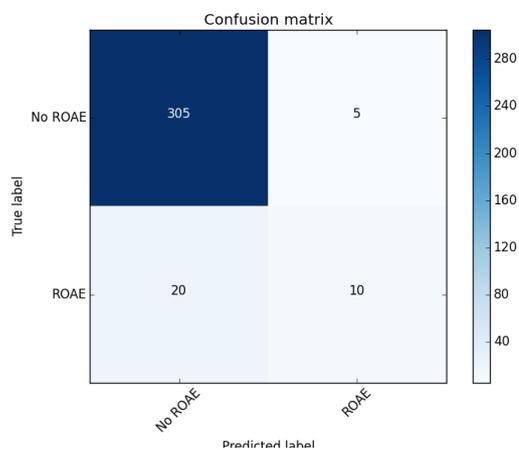


Рис. 6: Матрица неточностей для метода случайного леса.

4.4. Нейронная сеть (Neural Net)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.92	0.99	0.96	310
ROAE	0.67	0.13	0.22	30
avg / total	0.90	0.92	0.89	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9069	0.9418	0.9166	0.9285
AUC score	0.7676	0.7708	0.6289	0.5510

Матрица неточностей:

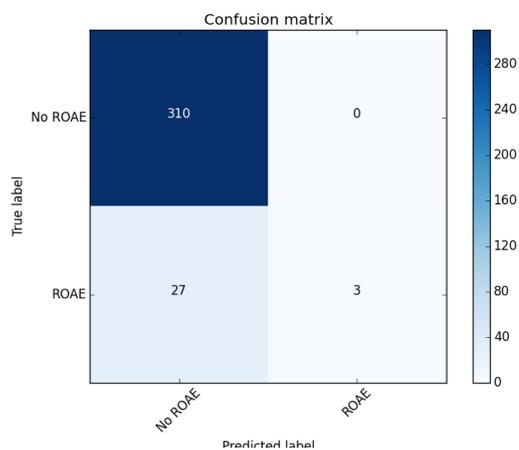


Рис. 7: Матрица неточностей для нейронной сети.

4.5. AdaBoost-SAMME

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.95	0.97	0.96	310
ROAE	0.60	0.50	0.55	30
avg / total	0.92	0.93	0.92	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9186	0.9302	0.9285	0.9285
AUC score	0.7820	0.7884	0.7012	0.8571

Матрица неточностей:

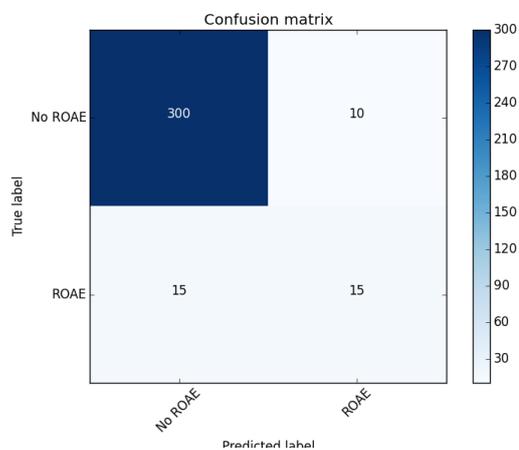


Рис. 8: Матрица неточностей для метода AdaBoost-SAMME.

4.6. Наивный байесовский классификатор (Naive Bayes)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.97	0.91	0.94	310
ROAE	0.43	0.67	0.52	30
avg / total	0.92	0.89	0.90	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9186	0.8837	0.8928	0.8690
AUC score	0.7812	0.9038	0.8218	0.9053

Матрица неточностей:

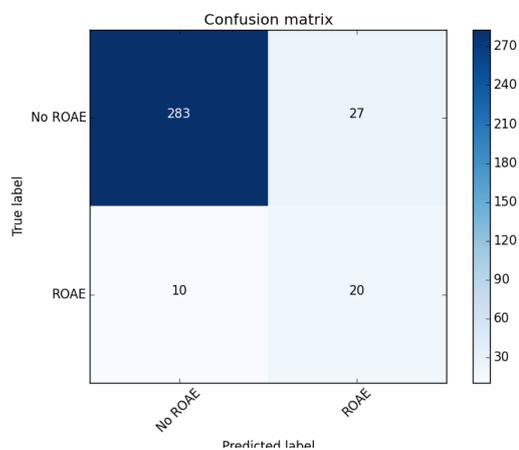


Рис. 9: Матрица неточностей для наивного байесовского классификатора.

4.7. Метод опорных векторов (RBF SVM)

Значения метрик точности, полноты и F -меры:

	precision	recall	f1-score	support
No ROAE	0.91	1.00	0.96	310
ROAE	1.00	0.03	0.06	30
avg / total	0.92	0.91	0.88	340

Значения метрик Accuracy score и AUC score для каждого блока k скользящего контроля ($k = 1 \dots 4$):

	k_1	k_2	k_3	k_4
Accuracy score	0.9069	0.9069	0.9285	0.9166
AUC score	0.8525	0.8669	0.7235	0.9721

Матрица неточностей:

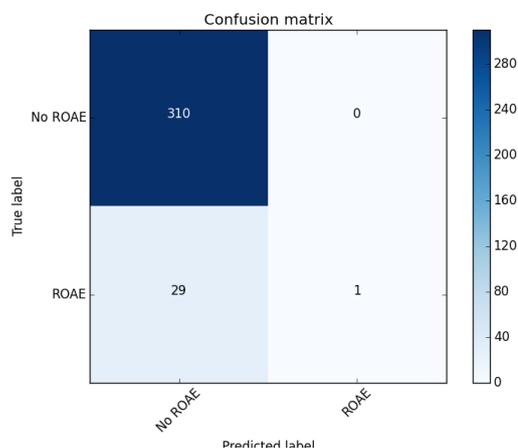


Рис. 10: Матрица неточностей для метода опорных векторов.

4.8. Анализ полученных результатов

Результаты применения методов машинного обучения к задаче классификации электрокардиограмм показывают, что на их основе возможно провести автоматизацию работы дефибриллятора. Тем не менее, выбор конкретного метода классификации затруднителен из-за низких показателей точности по классу ROAE вследствие довольно малой выборки относительно второго класса. В рассматриваемом случае наиболее перспективным представляется использование методов машинного обучения, способных к обучению на выборках малого размера. В дальнейшем также возможна интеграция системы классификации с основной работой дефибриллятора. Приведем одну из возможных архитектур на примере дефибриллятора Physio Control LIFEPAC 12 (см. Рис. 11). Для синхронизации данных в этом случае можно использовать программу от производителя устройства — CODE-STAT. Для соединения дефибриллятора с компьютером следует использовать кабель LIFEPAC Monitor to PC (версия для USB).

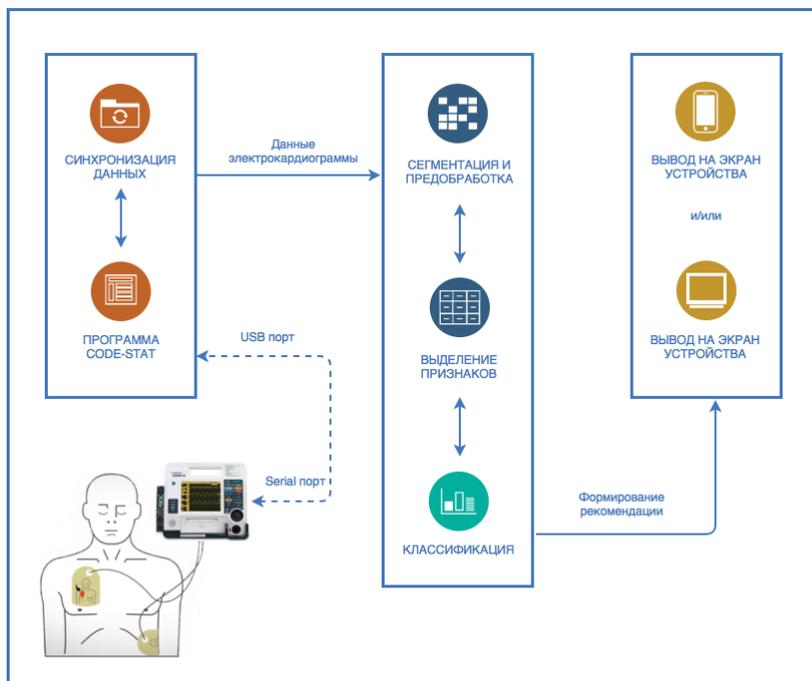


Рис. 11: Схема взаимодействия классификатора с дефибриллятором.

5. Программное обеспечение

На сегодняшний день решение любой проблемы машинного обучения требует достаточно высокой компетентности и понимания не только математического аппарата, но и соответствующих пакетов программного обеспечения. Существует большое количество различных пакетов машинного обучения и пакетов предварительной обработки данных, реализованных на различных языках. У каждого есть свои плюсы и минусы, но большинство из них несовместимы друг с другом, и их исследование требует большого количества времени.

Для решения проблемы разнообразия реализаций алгоритмов, автоматизации процесса решения задач машинного обучения и по-

вышения воспроизводимости результатов было разработано специальное программное приложение для решения задач машинного обучения общего назначения. Это программное обеспечение имеет следующие особенности:

1. *Загрузка данных.* В системе предусмотрена возможность добавлять свои данные, представленные в определенном формате. Примером таких данных может быть текстовый формат csv.
2. *Добавление алгоритмов.* Реализована возможность загружать алгоритмы, написанные на языке Python в виде скрипта в определенном виде.
3. *Библиотека алгоритмов.* Помимо загрузки своих алгоритмов система обладает уже предзагруженными алгоритмами, которые пользователь может переиспользовать.
4. *Нахождение наилучший алгоритм из представленных.* Реализован поиск наилучшего алгоритма для представленных данных.
5. *Поддержка нескольких языков.* Система является мультиязычной и поддерживает следующие языки: русский, английский и китайский.

5.1. Архитектура системы

Основные элементами архитектуры системы являются:

- структура базы данных;
- взаимодействие клиента и сервера;
- способ хранения моделей/данных/результатов;
- способ осуществления анализа и обработки результатов.

Структура базы данных

Разработана структура базы данных, представленная на Рис. 12.

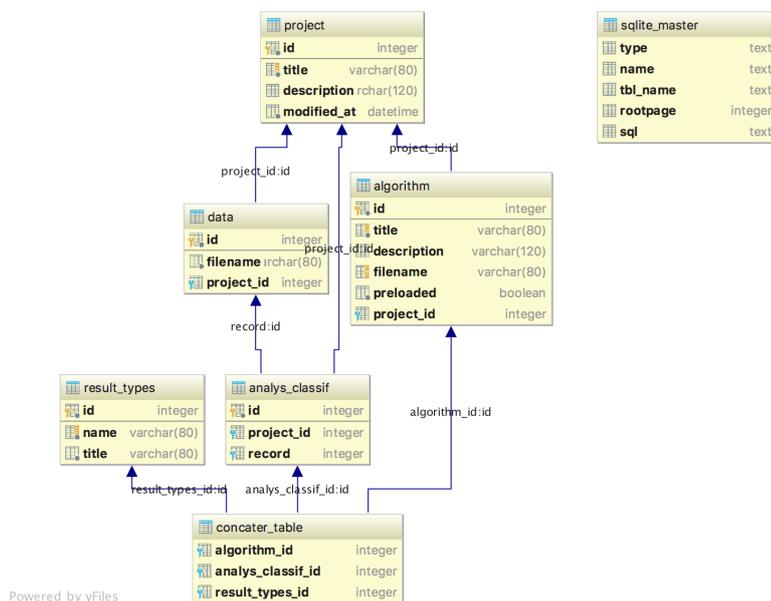


Рис. 12: Структура базы данных.

Клиент-серверное взаимодействие

Взаимодействие клиента и сервера построена на использовании JSON (специализированный текстовый формат) для передачи данных. Необходимо было согласовать какие поля отвечают за каждый тип передаваемых значений. В итоге получилось простое и надежное API (интерфейс приложения), позволяющее пользователю гарантированно получить требуемый результат.

Хранение моделей

Необходимо было спроектировать модель хранения обученных моделей, учитывая требование снижения нагрузки на вычислительные ресурсы сервера. Для этого был предложен подход использования отпечатка модели, представляющий собой хеш-сумму от данных и текстового кода алгоритма, благодаря которому не происходит повторного обучения уже ранее обученного алгоритма.

Анализ и результаты классификации

Пользователь может самостоятельно определить какие метрики использовать и какие графики ему необходимо построить. Также в системе уже программно заданы стандартные метрики (метрика) и простейшие графики (график).

5.2. Программная реализация

При написании кода использовался паттерн MVC (Model-View-Controller). Код хорошо продокументирован, в некоторых местах даны необходимые пояснения в виде комментариев.

Клиентская сторона

Основной клиентский код был написан на JavaScript и Angular JS (первая версия).

Серверная сторона

Для реализации серверной части были использованы:

- язык программирования Python;
- микрофреймворк Flask;
- библиотека машинного обучения и анализа данных scikit-learn;
- библиотеки scipy, numpy, matplotlib для языка Python;
- база данных SQLite;
- библиотека для языка Python Keras.

Программный интерфейс

Примеры реализации программного интерфейса представлены на рисунках 13, 14, 15, 16, 17, 18.

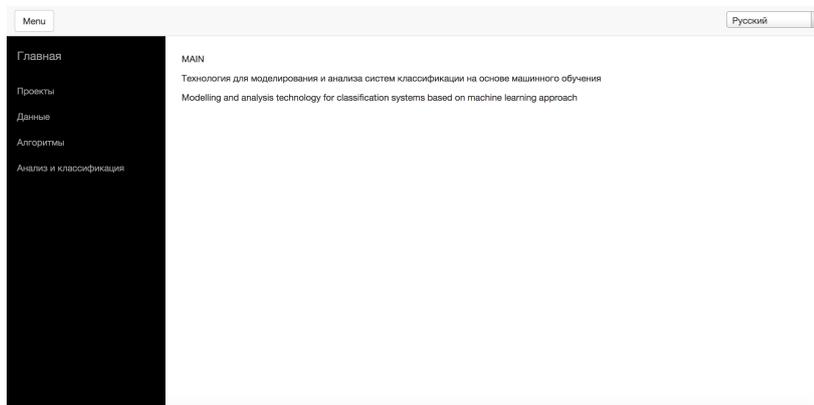


Рис. 13: Главная страница.

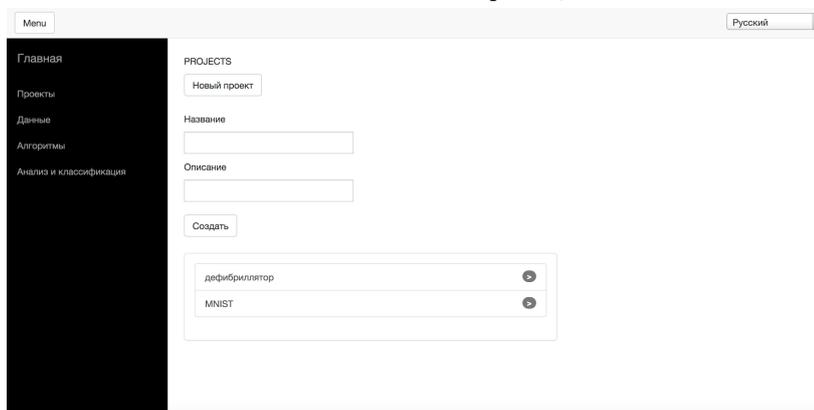


Рис. 14: Создание нового проекта.

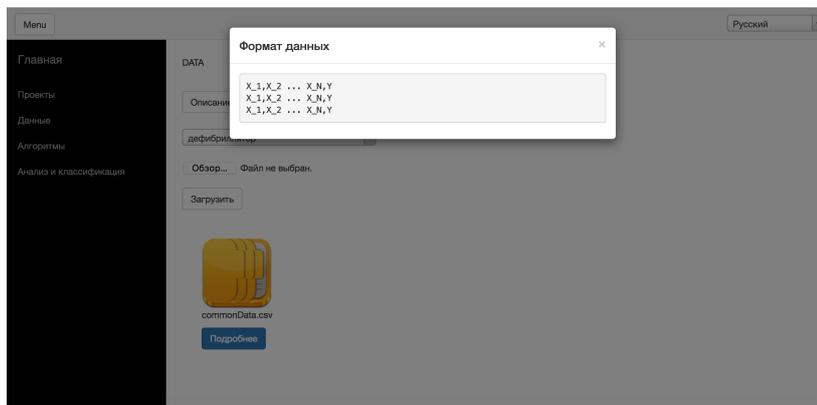


Рис. 15: Загрузка данных.

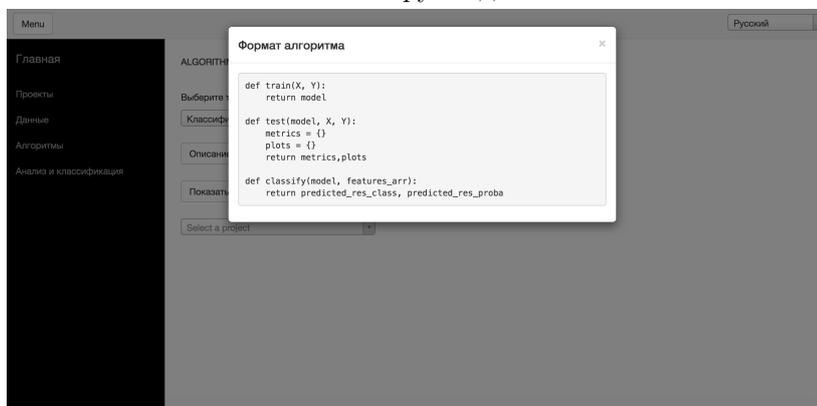


Рис. 16: Добавление алгоритма.

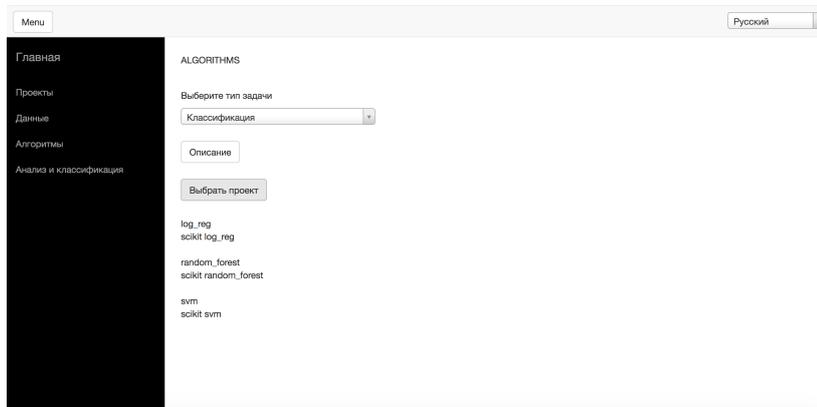


Рис. 17: Выбор алгоритма.

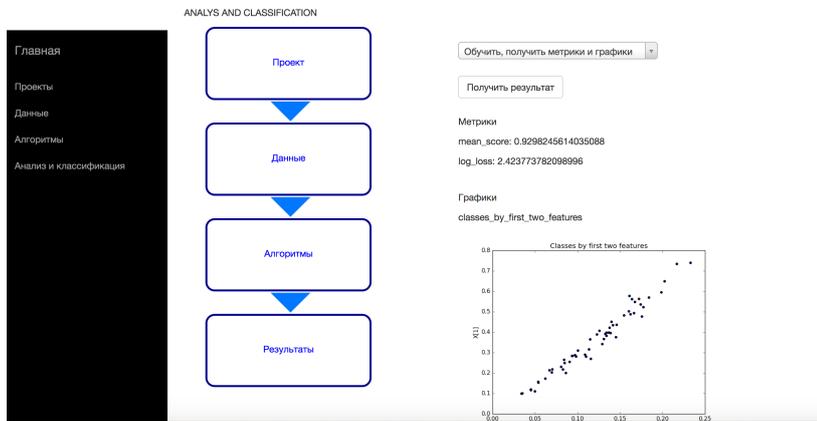


Рис. 18: Результаты анализа данных.

6. Заключение

В работе был проведен анализ существующих наиболее распространенных методов классификации на предмет их использования в задаче автоматизации работы дефибриллятора. По результатам можно сделать вывод о том, что выбранные методы недостаточно хорошо справляются с обучением на выборке малого размера.

В последующей работе планируется исследование работы методов машинного обучения, направленных непосредственно на решение представленной проблемы. Кроме этого, в работе была введена возможная схема взаимодействия системы классификации с реальным устройством, а также представлено программное обеспечение для исследования алгоритмов машинного обучения.

Список литературы

- [1] *Граничин О.Н.* Введение в методы стохастической оптимизации и оценивания. Учебное пособие. - СПб.: Изд-во С.-Петербур. университета, 2003, 131с.
- [2] *Сенов А.А., Граничин О.Н.* Идентификация параметров линейной регрессии при произвольных внешних помехах в наблюдениях // В сб. трудов XII Всероссийское совещание по проблемам управления (ВСПУ-2014), Россия, Москва, ИПУ РАН, 16-19 июня 2014. 2014. С. 2708–2719.
- [3] *Breiman L.* Random Forests // Machine Learning. 2001. Vol. 45. No. 1. P. 5–32.
- [4] *Chandra B. S., Sastry C. S., Jana S.* Subject-specific detection of ventricular tachycardia using convolutional neural networks // Computing in Cardiology Conference (CinC). 2016. P. 53 – 56.
- [5] *Goldberger A.L., Amaral L.A.N., Glass L., Hausdorff J.M., Ivanov P.Ch., Mark R.G., Mietus J.E., Moody G.B., Peng C.-K., Stanley H.E.* PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. 2000. Vol. 101. Issue 23. P. 215–220.
- [6] *Caré A., Csaji B.C., Campi M.C., Weyer. E.* Finite-Sample System Identification: An overview and a new correlation method // IEEE Control Systems Letters. 2017. Vol. 2. Issue 1. P. 61–66.
- [7] *Greenwald S.D.* Development and analysis of a ventricular fibrillation detector // M.S. thesis, MIT Dept. of Electrical Engineering and Computer Science. 1986.

- [8] *Mattioni T., Kanaan N., Riggio O., et al.* Performance of an automatic external cardioverter-de brillator algorithm in the discrimination of supraventricular from ventricular tachycardia // The American journal of cardiology. 2003. Vol. 91. Issue 11. P. 1323–1326.
- [9] *Ming Y., Guang Z., Taihu W., Biao G., Liangzhe L., Chunchen W., Dan W., Feng C.* Detection of shockable rhythm using multi-parameter fusion identification and BP neural network // 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC). 2016. P. 798 – 802.
- [10] *Nguyen M.N., Nguyen B.V., Kim K.* Shockable Rhythm Diagnosis for Automated External Defibrillators Using a Modified Variational Mode Decomposition Technique // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2017. Vol. PP. No. 99.
- [11] *Nolle F.M., Badura F.K., Catlett J.M., Bowser R.W., Sketch M.H.* CREI-GARD, a new concept in computerized arrhythmia monitoring systems // Computers in Cardiology. 1986. Vol. 13. P. 515–518.
- [12] *Ramkrishnan S., Akshaya V., Kishor S., Thyagarajan T.* Real Time Implementation of Arrhythmia Classification Algorithm using Statistical Methods // Trends in Industrial Measurement and Automation (TIMA). 2017. P. 1–4.
- [13] *Ramkrishnan S., Yogeswaran R.* Design and Analysis of Feature Extraction Algorithm for ECG signals using Adaptive Threshold Method // Trends in Industrial Measurement and Automation (TIMA). 2017. P. 1–8.
- [14] *Senov A., Amelin K., Amelina N., Granichin O.* Exact confidence regions for linear regression parameter under external arbitrary noise // In: Proc. of the 2014 American Control Conference (ACC), 4-6 June, 2014, Portland, USA.
- [15] *Volkova M.V., Granichin, Petrov Y.V., Volkov G.A.* Dynamic fracture tests data treatment based on the randomized approach // Advances in Systems Science and Applications (ASSA), 2017, no. 3, pp. 35-43.
- [16] *Volkova M., Granichin O., Petrov Yu., Volkov G.* Sign-perturbed sums approach for data treatment of dynamic fracture tests // In:

Proc. of the 56th IEEE Conference on Decision and Control, December 12-15, 2017, Melbourne, Australia.

- [17] *J. Zhu, H. Zou, S. Rosset, T. Hastie* Multi-class AdaBoost // Statistics and Its Interface. 2009. Vol. 2. No. 3. P. 349–360.
- [18] *H. Zhang* The Optimality of Naive Bayes // Proc 17th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. 2004.
- [19] *Zhang F., Li P., Jiang F., Lai D.* A shockable rhythm detection algorithm for automatic external defibrillators by combining a slope variability analyzer with a band-pass digital filter // 2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications. 2014. P. 828 – 831.
- [20] Nearest Neighbors. URL: <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html>
- [21] Decision Tree. URL: <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>
- [22] Neural Net. URL: http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html
- [23] Support Vector Machines. URL: <http://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html>