

СОДЕРЖАНИЕ

Список условных обозначений и сокращений	3
Введение	4
1 Обзор состояния предметной области	7
1.1 Способы оценки функционального состояния человека	7
1.2 Предлагаемое решение	11
2 Формирование выборки данных	14
2.1 Используемые технологии регистрации биометрии	14
2.2 Используемое оборудование	17
2.3 Метод моделирования функциональных состояний	20
2.4 Описание хода эксперимента	22
3 Обработка данных	24
3.1 Обработка данных ЭКГ	24
3.2 Обработка данных ФПГ	27
3.3 Обработка данных КГР	28
3.4 Разметка данных	29
4. Создание моделей классификации функционального состояния	32
4.1 Выборка для обучения моделей	32
4.2 Обучение моделей классификации состояний	34
4.3 Сравнение результатов моделей	37
5. Апробация результатов исследования	40
5.1 Описание программного решения для апробации результатов исследования	40
5.2 Разработанное решение для апробации результатов исследования	41
5.3 Результаты апробации	43

6 Перспективы дальнейшего развития.....	45
Заключение.....	47
Список использованных источников.....	48
Приложение 1	54

Список условных обозначений и сокращений

ВКР – выпускная квалификационная работа

ФС – функциональное состояние

ЭКГ – электрокардиограмма

ЭЭГ – электроэнцефалограмма

ФПГ – фотоплетизмограмма

КГР – кожно-гальваническая реакция

БОС – биологическая обратная связь

ЧСС – частота сердечных сокращений

ФНЧ – фильтр низких частот

ФВЧ – фильтр высоких частот

KNN – k-nearest neighbors algorithm

Введение

По исследованиям Всемирной Организации Здравоохранения за 2021 год [1], длительное пребывание в таких пограничных состояниях как стресс, напряжение и монотония является не только одним из основных факторов уменьшения продолжительности жизни человека, но и причиной таких проблем как [2, 3, 4, 5, 6, 7]:

- Снижение производительности;
- Повышение риска ЧП;
- Увеличение шанса ошибки;
- Эмоциональное выгорание.

Наиболее подвержены данным проблемам не только профессии, связанные с длительным пребыванием в условиях экстремальной среды (нефтяники, полярники, вахтовые метеорологи и т.д.), но и те, кто по роду своей деятельности, не имеет права на ошибку (пилоты, водители, операторы дронов и беспилотников). Так как на итоговую результативность влияют не только сложность решаемой задачи и навык её выполнения, но и текущее Функциональное Состояние (ФС) человека, то для возможности его оптимизации и классификации проводились различные научные исследования в данной области. Как было выявлено далее, полученные методы позволяют успешно решать поставленные проблемы в сферах спорта и космонавтики, но плохо подходят для иных направлений, не предполагающих численной оценки работ организма. В качестве компромисса предлагаются субъективные и менее достоверные подходы, основывающиеся на таких методах как: опросы, экспертные оценки, функциональные пробы, а также статистические данные из области медицины, позволяющие составить некоторое представление о текущем ФС человека, но не способные достоверно его классифицировать. И даже комплексы, основанные на Биологической Обратной Связи (БОС), анализирующие текущие показатели различных систем человека в реальном

времени, показывают лишь их изменение или отклонения от заранее заданной нормы, и также не способные решить выше озвученные проблемы в полной мере.

Таким образом, целью данной выпускной квалификационной работы является разработка метода классификации функционального состояния человека (монотония, активное бодрствование, напряжение) [8] в реальном времени на основе его объективных данных с применением алгоритмов машинного обучения.

Научной значимостью предложенного метода является переход от принятой консолидации большого объёма данных с дальнейшим обобщением закономерностей между ними, к применению индивидуальных моделей, отражающих все уникальные особенности проявления ФС отдельно взятого человека, и не привязанные к конкретной выполняемой деятельности, что позволяет применять их в целом спектре областей, без необходимости переобучения классификационных моделей под них.

Практической значимостью являются возможности проведения мониторинга ФС респондента в реальном времени, оценка его состояния без необходимости участия экспертов, а также получение результатов, основанных только на объективных данных человека.

Так как готовых наборов данных с интересующими метриками в открытом доступе нет, то перед обучением моделей для классификации состояний необходимо их сформировать. Таким образом, с учётом данных требований, поставленная цель достигается путём выполнения следующих задач:

1. Обзор и анализ состояния области классификации ФС человека;
2. Разработка метода классификации ФС человека в реальном времени на основе его объективных данных;

3. Создание вспомогательного решения для моделирования интересующих состояний;
4. Формирование датасета с биометрическими данными респондента и его актуальным ФС;
5. Обработка данных и расчёт метрик;
6. Тренировка индивидуальных моделей машинного обучения для каждого респондента;
7. Оценка полученной точности;
8. Апробация и определение перспектив дальнейшего развития темы.

Итогом данной выпускной квалификационной работы являются результаты апробации предложенного метода, а также наличие двух изданных статей в журналах РИНЦ [35, 36].

1 Обзор состояния предметной области

Под функциональным состоянием понимается общий тонус нервной системы, уровень её активности и способности адекватно отвечать на требования рабочей деятельности [9, 10]. ФС может проявляться в виде состояния потока, сконцентрированности, утомления, пресыщения, и т.д. [10, 11] Спектр испытываемых состояний является общим для всех людей, однако может сильно различаться в выраженности и динамике протекания одних и тех же процессов [9, 10].

На данный момент, для нивелирования влияния состояния респондента на результативность выполняемой им деятельности, применяются различные превентивные меры, направленные либо на корректировку текущего ФС, либо на обучение самостоятельного управления им. Так как в обоих случаях ценность представляет не сам процесс практики, а привносимые им изменения, то критически важно иметь возможность точно классифицировать актуальное состояние испытуемого в ходе выполнения поставленной задачи.

1.1 Способы оценки функционального состояния человека

Именно данная проблема послужила стимулом развития области классификации функциональных состояний, которая хоть и не достигла общего согласия путём создания единой теории определения ФС, но, тем не менее сформировала ряд методик, условно разделённые на следующие группы по изучаемой сфере:

1. Физиологические

Физиологические подходы базируются на знаниях психосоматики, трактующей, что симпатические и парасимпатические процессы являются отражением психических реакций организма на окружающие раздражители [11]. Из этого следует, что проведение комплексной диагностики всех систем

человека позволяет определить его текущее ФС. На данный момент наиболее распространёнными являются методы, использующие ЭКГ, ЭЭГ, КГР, и ФПГ.

Основными преимуществами физиологического подхода являются прямое использование биометрии человека и наличие большого опыта применения [9, 10, 12, 13, 14, 15, 16], накопленного за многие годы использования в различных сферах медицины. Именно благодаря этим двум факторам данные методы являются наиболее объективными из всех существующих на данный момент. Однако строгая необходимость в профессиональном оборудовании, и, что самое важное, - квалифицированном эксперте, способном грамотно получать и интерпретировать данные, приводят к невозможности массового внедрения в связи с высокой нехваткой персонала в данной области медицины, из-за чего применяется лишь в частных случаях, таких как сфера профессионального спорта [14, 15], реабилитация [9], и космонавтика [17].

2. Функциональные

В процессе деятельности может проявляться практически весь спектр функциональных состояний, однако такие положительные как «сконцентрированность» и «состояние потока» приводят к заметному увеличению производительности человека. Из этого строится предположение, что чем лучше респондент справляется с поставленными функциями, тем лучше его текущее ФС [10]. Для этого проводятся специальные испытания, называемые функциональными пробами, суть которых заключается в точном дозированном воздействии определённого фактора на организм человека, позволяющего оценить его ФС по ответной реакции на раздражитель [18]. Наиболее распространёнными являются [13, 16, 18, 19]: ортостатическая проба, проба Мартинэ, проба Руфье, степ-тесты, проба Штанге и многие другие.

Сами по себе числовые результаты проб не являются абсолютными показателями и способны отражать лишь изменения состояния во времени. Так, например, по итогам велоэргометрической нагрузки [9] было получено, что симпатическая и парасимпатическая системы спортсмена восстанавливаются за 30 секунд. Данного результата недостаточно для вынесения какого-либо однозначного вердикта. И только после проведения повторного испытания, которое, допустим, показало 40 секунд, можно судить о том, что деятельность, проводимая между двумя за мерами проб, привела к ухудшению ФС, которое проявилось в снижении скорости восстановления систем организма.

В отличие от физиологических методов, функциональные пробы не всегда требуют специального оборудования, что позволяет применять их даже в домашних условиях. Однако, как можно заметить, у данного подхода имеется ряд явных ограничений, одним из которых является неспособность в каждый момент времени классифицировать ФС респондента. И данное ограничение не может быть преодолено даже путём увеличения количества проводимых проб, так как полученные данные способны лишь определять вектор изменений ФС, но не его начальное и конечное состояния. Другим ограничением является то, что испытуемый обязан обладать хорошим навыком выполнения задания и периодически его подкреплять. В ином случае, различие результатов может говорить не об изменении ФС, а о росте или снижении умения выполнения функции. По этой причине использование проб для оценки умственной работоспособности [20] часто бывает нерелевантным. Так, например, счёт в уме [20], в силу текущего распространения вычислительной техники, уже не является постоянно используемым навыком, из-за чего данная проба часто показывает не изменение ФС человека, а уровень натренированности навыка.

По этим причинам функциональные пробы распространены только в тех сферах, в которых можно численно измерить результативность основной деятельности (профессиональный спорт и реабилитация [16, 18, 19]), являясь

хоть и не столько точно, но более простой и бюджетной альтернативой физиологическим методам.

3. Психоэмоциональные

Функциональные состояния проявляются не только в физиологическом, но и на поведенческом и психологическом уровнях. Именно на них ФС начинает восприниматься как «состояние потока», «выгорание», «пресыщение», и т.д. В данном подходе ФС рассматривается как отражение психического состояния человека, определяющегося путём использования: наблюдательных методов, тестирований на основе опросов, проективных (псевдообъективных) методов [21, 22, 23].

Психоэмоциональные методы намного проще в использовании для исследований, не требуют дополнительных знаний от респондента, и могут применяться к людям всех полов, возрастов, и профессий, что делает их наиболее доступными в настоящее время. Однако высокое влияние субъективизма, проявляющегося в необходимости собственной оценки, делает данные подходы наименее точными. До сих пор не существует устоявшегося мнения о корректности их использования, из-за чего в литературе можно встретить сильно различающиеся точки зрения по этому поводу [24, 25, 26].

4. Ретроспективные

Ретроспективные методы базируются только на знаниях, полученных за предыдущие моменты времени, а не на заданных заранее показателях или вынесенной экспертом оценке, и в действительности могут быть объединены с любым вышеописанным подходом. Так, например, наибольшее распространение данный метод получил в сфере реабилитации и обучения в виде технологии Биологической Обратной Связи (БОС) [27, 28], принцип которой заключается в возможности отслеживания показателей биометрии самим испытуемым во время сеанса. Однако ретроспектива подхода заключается далеко не в этом, а в том, что итоговый порог фиксируемого

значения часто бывает не задан, и респондент, обычно сам того не зная, фактически, добивается не конкретных целевых границ показателя, а динамически формируемых порогов, основывающихся на предыдущих показателях, относительно начала записи. Как можно заметить, данный подход реализует в себе отдельные особенности физиологических методов (использование точных показателей биометрии) и функциональных проб, в первую очередь акцентирующих внимание на изменении метрик, а не на их абсолютных значениях. Именно благодаря объединению лучших сторон представленных подходов, метод БОС является одним из наиболее перспективных на данный момент [29, 30, 31, 32], позволяющий автоматически отслеживать изменение ФС в реальном времени. Однако вынужденная преемственность, озвученных в предыдущих пунктах ограничений, накладывает необходимость максимально точной начальной оценки состояния респондента, так как дальнейшая классификация состояния определяется именно относительно ретроспективных данных, и если они изначально были не верны, то и дальнейшая оценка будет ошибочна.

1.2 Предлагаемое решение

В результате обзора текущего состояния области оценки функциональных состояний было отмечено, что наиболее сбалансированными в точности классификации и объективности полученных результатов, а также возможности получения итогов в реальном времени, является именно ретроспективный метод, наиболее часто используемый в комплексах БОС, а также некоторых областях космонавтики и спорта. Однако для абсолютной объективизации выводов метода необходимо полностью избавиться от влияния человеческого фактора на них, что может быть достигнуто только путём отказа от использования в алгоритме классификации любого рода тестов и экспертных оценок, а также, для возможности получения непривязанного к какой-либо определённой области программного продукта, отказаться от применения результативности выполнения задачи в итоговом методе.

Одним из возможных способов решения проблемы, может быть применение алгоритмов машинного обучения вкупе с большим количеством накопленных данных различных биометрических показателей определённой группы лиц, полученных при помощи таких технологий как: электрокардиограмма (ЭКГ), электроэнцефалограмма (ЭЭГ), фотоплетизмограмма (ФПГ), и многие другие. Нахождение закономерностей между полученными метриками и целевым показателем, в лице актуального ФС респондента, может позволить проводить автоматическую независимую классификацию состояния в реальном времени. Однако, как можно заметить, использование хоть и автоматически посчитанных, но всё же статистических метрик является не совсем корректно, что может быть продемонстрировано на следующем примере. Допустим, частота сердечных сокращений (ЧСС) равная 100 ударам в минуту, может являться нормой активного бодрствования для одного человека, но быть границей патологии для другого, и результат классификации моделью машинного обучения может быть как одним, так и другим соответственно, в зависимости от используемой выборки для обучения. Для нивелирования данной неопределённости можно разбивать общую массу данных на отдельные сегменты по каким-либо признакам, как например, пол, возраст, и т.д. Однако данный подход будет требовать заведомого причисления текущего респондента к одной из заготовленных выборок, что может быть определено лишь с применением, признанных нерелевантными в данном случае, экспертных оценок.

Другим возможным подходом является алгоритм, также использующий модели машинного обучения, но основывающийся не на статистически сегментированных выборках, а на индивидуальных показателях биометрии каждого отдельного респондента. Таким образом, до возможности классификации возникает необходимость сбора данных о биометрических показателях в интересующих функциональных состояниях, моделируемых автоматически и фиксируемых без необходимости участия человека. И только

после получения определённого объёма обучающей выборки, начинает формироваться уникальная для каждого респондента модель, изначально основывающаяся лишь на данных отдельно взятого респондента, и тем самым учитывающая при классификации все индивидуальные особенности организма.

Так как готовых датасетов с биометрическими данными и испытываемыми при них функциональными состояниями нет, то перед переходом к реализации описанного выше алгоритма, необходимо самостоятельно сформировать необходимую выборку данных.

2 Формирование выборки данных

2.1 Используемые технологии регистрации биометрии

Далее рассматриваются наиболее доступные и точные технологии сбора информации о текущем состоянии организма человека, которые потенциально могут быть использованы при решении поставленной задачи. Все они отбираются по критериям распространённости использования, наличия широкой исследовательской базы, а также ширине покрытия наиболее показательных проявлений действия симпатико-парасимпатических систем. К каждому методу приводится ряд возможных метрик, по которым потенциально в дальнейшем может быть классифицировано ФС человека.

1. Электрокардиография (ЭКГ)

Электрокардиография является простым методом фиксации активности сердечной деятельности путём детектирования возникающих на поверхности кожи электрических импульсов в нескольких точках тела человека с дальнейшим расчётом разницы значений относительно друг друга и специального референтного электрода. В зависимости от встроенного усилителя сигнала и наличия фильтров высоких и низких частот (ФВЧ и ФНЧ), появляется возможность получать как отдельные R-зубцы, так и все элементы PQRS-интервала даже при использовании всего одного отведения кардиографа.

На основе данных ЭКГ планируется рассчитывать размеры R-R и Q-T-интервалов, показывающих выраженность активности деятельности сердца и скорости и согласованности работы его составляющих. На основе полученных кардиоинтервалов планируется расчёт ряда статистических метрик, отражающих уровень включения гуморально-метаболических и симпатико-парасимпатических систем, а также проведение спектрального анализа и исследования вариационной пульсометрии по Баевскому с расчётом стресс-индекса [33].

2. Фотоплетизмография (ФПГ)

Фотоплетизмограмма представляет собой результат регистрация изменений, возникающих при наполнении мелких сосудов кровью в зависимости от фазы кардиоцикла. Данные собираются с фоторезистора, прикреплённого к мизинцу свободной руки, и принимающего количество отражённого света от твёрдых тканей тела, параллельно освещённых примыкающим вплотную светодиодом в зелёном спектре. В зависимости от наполненности кровеносных сосудов, меняется плотность проводящей среды, и, как следствие, количество возвращённого света.

При данном подходе не детектируются электрические показатели работы сердца, такие как PQRS-зубцы, однако возникает возможность фиксирования результатов завершения систолических и диастолических фаз, проявляющихся в виде двух последовательных зубцов с несколько нисходящей амплитудой. Так как началом систолы является регистрация R-зубца, то использование комбинации технологий ЭКГ и ФПГ позволяет рассчитывать временную задержку между ударом сердца и его результатом, детектируемом на мизинце. Данный показатель является отражением согласованности работы сосудистой системы, косвенно отражающих функциональное состояние респондента.

В связи с высокой чувствительностью датчика, любое даже малое движение приводит к сильному искажению результатов, что не позволяет использовать его для расчёта более детальных и статистических метрик. Однако, следуя из знания, что между двумя ударами сердца на ЭКГ, должны регистрироваться ровно 2 зубца на ФПГ, при соблюдении данного условия можно быть уверенным в корректности данных и рассчитывать комплексные метрики с применением обеих технологий.

3. Кожно-гальваническая реакция (КГР)

КГР является способом регистрации биоэлектрической активности кожи, отражающей результат проявления симпатического отдела нервной системы. В отличие от ЭКГ, КГР не фиксирует получаемый потенциал электрохимической деятельности, а является сам его источником. Суть технологии заключается в проведении небольшого тока между двумя подключёнными вблизи электродами, и при знании изначального и конечного напряжения, можно судить о сопротивлении проводящей среды. В зависимости от активности симпатического отдела, в случаях стрессовых ситуаций, меняется влажность кожи, непосредственно изменяющей её проводимость. Потенциально, датчики могут крепиться к любому участку тела, но для нивелирования результатов мышечной активности, также генерирующей определённый заряд, наиболее целесообразно располагать их неподалёку друг от друга, например, на пальцах одной руки. Именно данное расположение делает описываемую технологию наиболее стабильной к внешним воздействиям и практически не требующей дополнительной обработки данных.

На основе метода могут рассчитываться различные статистические метрики, но наиболее показательным из которых является стандартное отклонение, регистрирующее резкое изменение показателей, отражающих резкий рост активности симпатического отдела нервной системы.

4. Электроэнцефалография (ЭЭГ)

Электроэнцефалография является методом диагностики состояния нервной системы, основанном на регистрации биоэлектрических потенциалов коры головного мозга. Так как мозг оперирует сигналами определённой частоты и амплитуды, наиболее ярко проявляющимися при ведении определённой деятельности, то наблюдение за ритмами, активизирующимися

при расслаблении и, наоборот, напряжении, позволяет судить об изменении текущего ФС респондента.

Однако из-за высокой сложности подключения датчиков и необходимости последующей проверки полученных данных экспертом, использование данной технологии является невозможным в связи с расхождением с поставленными задачами текущей ВКР.

2.2 Используемое оборудование

При выборе оборудования к основными критериям относилась комплексность технической платы, выражающейся в поддержке всех интересующих технологий: ЭКГ, ФПГ, КГР, а также доступность самого нейроинтерфейса. Были рассмотрены такие решения как: OpenBCI, поддерживающей в данном случае только ЭКГ; Bioradio, обладающим теми же ограничениями; а также ардуино с применением интересующих плат модулей. После рассмотрения документной базы и проведения проб использования, было решено остановиться именно на последнем пункте, как на наиболее комплексном, технически описанном, непривязанном к конкретным решениям производителя, а также бюджетном, что позволяло приобрести все интересующие компоненты самостоятельно, что упрощало ход проведения дальнейших исследований по причине возможности свободного перемещения с ним и отсутствия необходимости проведения испытаний только в стенах лаборатории.

В связи с отсутствием радиотехнических знаний, наиболее целесообразным решением было приобретение готовых компонентов, а не дискретный сбор интересующих модулей на основе базовых деталей. По каждой технологии, фактически, существует только один наиболее популярный модуль, на котором было решено остановиться. Ниже представлены их полные названия:

1. Плата: Arduino Uno;

2. ЭКГ: AD8232;
3. ФПГ: PulseSensor;
4. КГР: Grove – GSR Sensor v1.2.

Ниже представлена схема подключения всех модулей к плате одновременно (рисунок 1). В качестве соединения используются стандартные провода типа Dupont, некоторые из которых дублируются для наращивания длины с целью снижения влияния помех на показания датчиков.

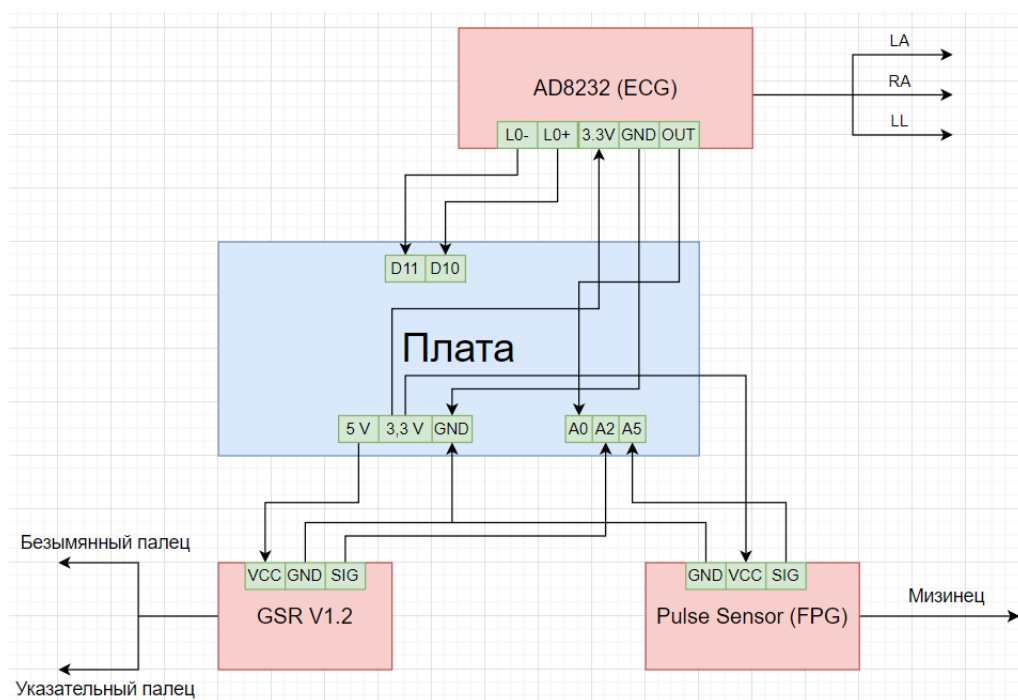


Рисунок 1 – Схема подключения модулей устройства

По причине того, что плата Arduino Uno имеет возможность генерации только двух источников питания, то при наличии трёх энергоёмких модулей, 2 из них вынужденно должны быть подключены к одному генератору через параллельное соединение. Данное действие влечёт за собой неявное искажение данных путём возникновения наводок, возникающих при регистрации значений одним из датчиков, приводящее к падению напряжения на локальном участке сети и, как следствие, сказывающееся на показаниях смежного модуля. При решении вопроса было решено подключить параллельным соединением именно компоненты ЭКГ и ФПГ по причине

схожего по своей структуре паттерна результирующих данных. Возникающие наводки требуют дополнительной обработки и удаления программным путём на этапе фильтрации и нормализации полученных данных.

Способ подключения датчиков и электродов зависит от используемого модуля, но придерживается единого требования, организованного в виде освобождения правой руки для возможности ведения основной деятельности. Таким образом, ФПГ крепится к верху средней фаланги мизинца левой руки, КГР к безымянному и указательному пальцам той же руки, а ЭКГ к месту сочленения дельтообразной и подлопаточной мышц в месте «впадины» для снижения влияния миографической активности. «Земля» помещается между любых двух рёбер левой стороны грудной клетки ниже расположения сердца. Итоговое подключение ЭКГ продемонстрировано на следующем изображении (рисунок 2).

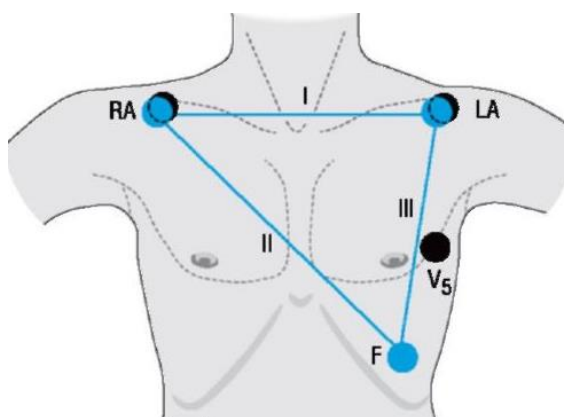


Рисунок 2 – Места подключения электродов ЭКГ

После подключения всех датчиков, плата ардуино соединяется по СОМ-порту с устройством, на основе которого будут собираться дальнейшие данные, а также загружает в память исполняемую программу, заключающуюся в постоянном получении данных со всех подключенных устройств с максимально возможной частотой и статичной задержкой между опросами равной одной миллисекунде. Все считанные показатели конкатенируются в единую строку и отправляются на интерфейс Serial, позволяющий передавать

данные на другие устройства и использовать их в высокоуровневых программах.

2.3 Метод моделирования функциональных состояний

Так как целевым показателем собираемого датасета является актуальное функциональное состояние респондента, то перед непосредственным пунктом сбора данных необходимо обозначить метод моделирования ФС. Одним из возможных способов решения данной задачи является создание вспомогательного программного комплекса, заключающегося в реализации структурированной деятельности с разным уровнем сложности задач, в процессе выполнения которых респондент будет входить в одно из интересующих состояний. Предлагаемая деятельность должна быть наиболее универсальной и не требовать дополнительных знаний и навыков, тем самым нивелируя влияния внешних факторов на результативность. Параллельно с исполнением деятельности проводится съём биометрии человека с применением описанных в прошлом пункте технологий, а также автоматически формируется отдельный датасет с сырыми данными, полученными с датчиков.

В качестве применяемого для данных целей ПО, было реализовано решение на языке python с применением библиотеки PyGame, заключающегося в создании трёх кругов, по границе каждого из которых с индивидуальной скоростью вращается шарик. На всех кругах находится специальная метка, при пересечении шариком которой респонденту необходимо нажать соответствующую клавишу, после чего будет записано значение отклонения от идеального попадания, отражающего абсолютную ошибку, и сохранено в формируемый датасет.

Интерфейс полученного ПО представлен ниже (рисунок 3).

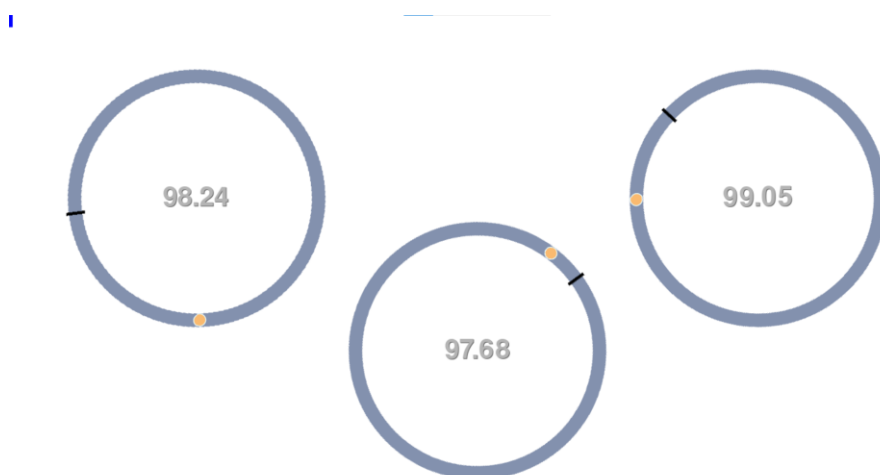


Рисунок 3 – Интерфейс решения для моделирования функциональных состояний

Перед стартом каждого эксперимента предлагается выбрать один из заранее сформированных «уровней», имеющих индивидуальные паттерны изменения скорости вращения шариков. Так, например, при моделировании состояния монотонии, скорость оборота перманентно падает на протяжении примерно 20-и минут, после чего становится постоянной и не меняется до конца испытания. Именно такое поведение вынуждает респондента всё больше времени ждать следующего прохождения метки шариком, что в конечном итоге приводит к интересующему состоянию монотонии, проявляющемуся в лёгкой сонливости, задумчивости, снижении фокуса внимания на происходящем, и, несмотря на кажущееся упрощение задачи, снижении итоговой результативности.

Идентичный паттерн формируется и при моделировании напряжения, с единственным исключением, что скорость шариков не падает, а наоборот – увеличивается с ходом времени. Для формирования активного бодрствования сложность задачи попеременно меняется и не выходит за рамки допустимых границ, и реализуется в виде постепенного роста, а затем снижения скорости вращения шариков на протяжении всего эксперимента.

Длительность каждой записи одинакова и равна 40-ка минутам. Для удобства мониторинга прошедшего времени, сверху экрана располагается таймер в виде постепенно заполняющейся полоски.

2.4 Описание хода эксперимента

В итоговом эксперименте приняли участие 6 человек приблизительно одного возраста в диапазоне от 23-х до 25-и лет. Все испытания проводились в тихом, хорошо освещённом помещении, без присутствия людей за исключением экспериментатора и респондента.

Перед подключением датчиков всем испытуемым предлагалось прохождение теста на определение доминирующего типа высшей нервной деятельности на основе ЭСКАЛ [34], результаты которого описываются в дальнейшем. Затем поочерёдно проводилось подключение каждого модуля с обязательной проверкой корректности получаемых данных.

После подтверждения работоспособности, начиналась поочерёдная запись каждого состояния при ведении деятельности, описанной в пункте 2.3, и исполняемая по единому шаблону. Сперва проводилась запись фоновое состояние на протяжении 5-и минут при отсутствии внешних раздражителей и задач. После этого происходил старт моделируемой деятельности, выполняемой на протяжении 40-ка минут. После этого автоматически формировался и сохранялся датасет данных эксперимента и участнику предлагалось отключить все датчики и сделать перерыв на протяжении 5-10 минут. После этого алгоритм повторялся для следующего состояния.

Таким образом, при участии каждого респондента формировался датасет индивидуальных для него данных при нахождении в трёх интересующих состояниях. Получившаяся продолжительность каждой записи приблизительно равна 45-и минутам, а итоговая длительность данных – 2 часа 15 минут. Результирующая продолжительность эксперимента с учётом

подключения датчиков и перерывов между записями находится в диапазоне между 2:40 и 3:00.

3 Обработка данных

После получения сырых данных, сформированных в результате эксперимента, но перед переходом к этапу расчёта метрик, необходимо провести их очистку, нормализацию, и фильтрацию. Общий алгоритм является единым для всех технологий, но частично различается в моментах обработки промежуточных значений и получения итоговых метрик для алгоритма машинного обучения.

Так как целью исследования является не получение единого показателя состояния за весь массив данных, а классификация ФС в реальном времени, то необходимо дискредитировать исходный сигнал на набор подвыборок, имеющих равный размер. Для этого перед началом обработки проводится разбиение данных на равные, частично перекрывающиеся друг друга, сигналы, продолжительностью в 2 минуты и шагом в 10 секунд. Данные временные интервалы являются стандартными и широко используемыми при мониторинговании данных ЭКГ. Количество записей, полученных при применении выбранных параметров, варьируется от продолжительности эксперимента и в среднем равно 450 штук.

3.1 Обработка данных ЭКГ

Обработка данных ЭКГ начинается с нормализации сигнала, которая достигается путём выравнивания его относительно нуля через вычитание среднего и возведения результата в квадрат для увеличения выраженности амплитуды R-зубцов относительно остальных значений.

Затем проводится фильтрация нормализованных данных. Среди всех существующих алгоритмов было решено остановиться на методе частотного преобразования Фурье, который в отличие от большинства оконных и сглаживающих функций, в процессе работы не производит смещения данных, тем самым выполняя не только удаление нежелательных частот от помех и наводок, но и сохраняя положение R-зубцов на результирующем графике.

Дополнительно, так как метод базируется на использовании комплексных чисел, то при его применении возникает возможность фильтрации иррациональных значений частот.

В ходе работы алгоритма, сперва необходимо выделить частотный спектр рассматриваемого сегмента данных, получающийся путём использования прямого преобразования Фурье, реализованного в модуле библиотеки SciPy.fft. Ниже представлен результат разложения исходного сигнала на составляющие (рисунок 4), по оси X которого располагаются частоты в Гц.

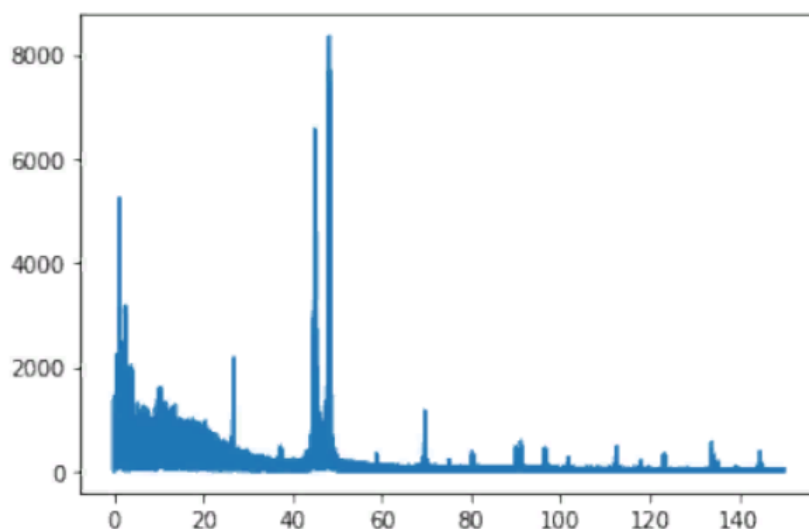


Рисунок 4 – Результат разложения сигнала на частотные компоненты

Как можно отметить, на графике сильно преобладает сегмент частотой 45-50 Гц, возникающий при питании от сети переменного тока. Для удаления данных помех, а также случайных шумов, проявляющихся в низкочастотных отклонениях, извлекается срез частот в диапазоне от 0.5 Гц до 15 Гц, после чего выполняется обратное преобразование Фурье, восстанавливающее график по данным оставшихся частот и их смещения. Результат этапов фильтрации и нормализации представлен ниже (рисунок 5).

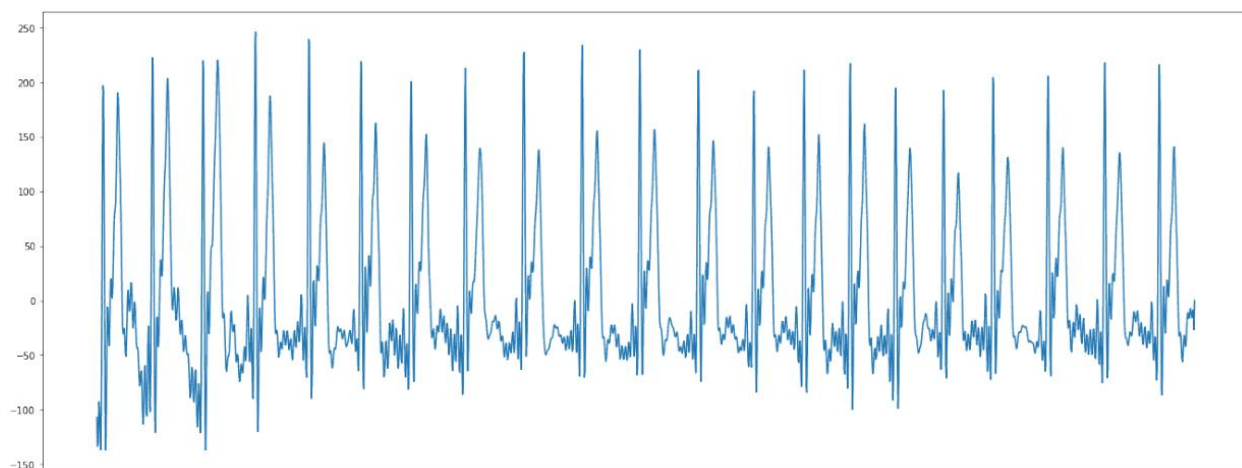


Рисунок 5 – Результат фильтрации и нормализации ЭКГ

Следующим этапом является нахождение R-зубцов, производящееся через модуль библиотеки SciPy.signal. При использовании метода дополнительно задаётся ограничение на высоту детектированных пиков, динамически рассчитывающееся относительно среднего всех положительных значений функции. Результат определения R-зубцов представлен ниже (Рисунок 6).

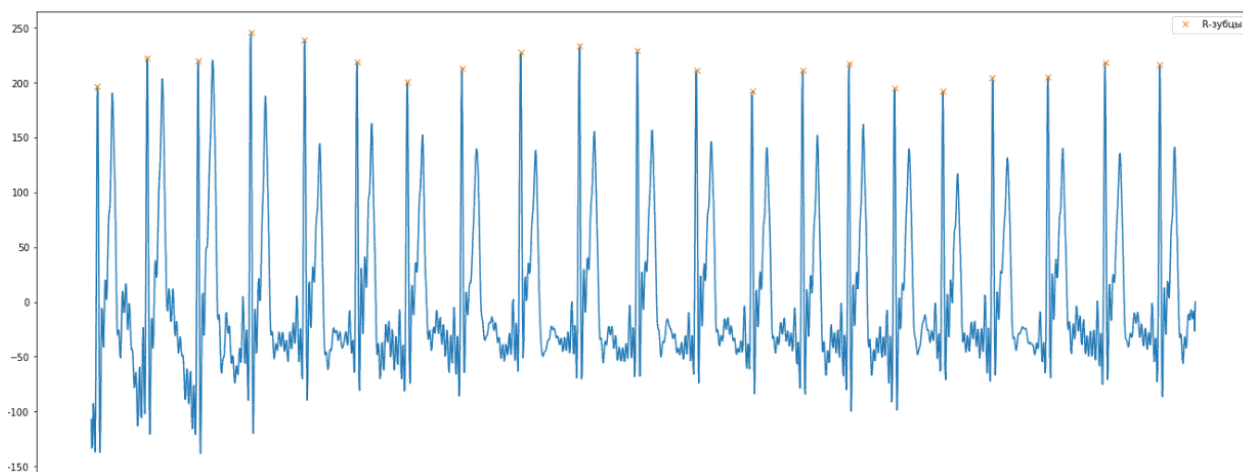


Рисунок 6 – Результат детектирования R-зубцов

Результатом обработки данных ЭКГ является расчёт соответствующих метрик, таких как пульс, а также ряд показателей спектральной и вариационной пульсометрии по Баевскому, а именно математическое ожидание, стандартное отклонение, коэффициент вариации, мода, вариационный размах, вегетативный показатель ритма, индекс напряжения

регуляторных систем, а также соотношение низкочастотных и высокочастотных ритмов интервалометрии.

3.2 Обработка данных ФПГ

Сперва производится нормализация ФПГ, идентичная одноимённому пункту обработки ЭКГ, после чего зануляются сегменты данных, вокруг ранее детектированных R-зубцов, что необходимо выполнить по причине единой шины питания между двумя данными модулями. Затем также проводится фильтрация с применением частотных преобразований Фурье, с единственным отличием в границах низких и высоких частот, равных 0.5 Гц и 3 Гц соответственно. Данное изменение применяется в связи с более зашумлённым состоянием сигнала и более сглаженным паттерном искомым зубцов. После чего отрицательная часть графика вновь обнуляется и повторяется пункт детектирования зубцов из пункта 3.1.

По причине высокой чувствительности датчика, даже небольшое движение или отсоединение его от поверхности кожи, может привести к сильному искажению данных, что не может быть восстановлено посредством программной обработки. Таким образом, для дальнейшего расчёта метрик необходимо выделить из общего количества зубцов только те, которые можно гарантированно классифицировать как систольные, являющимися отражением активности фазы сердца, регистрируемой R-зубцом на ЭКГ. Так как между двумя ударами сердца должны регистрироваться ровно 2 зубца ФПГ, то дальнейший отбор зубцов проводится именно по данному правилу.

Результат обработки ФПГ представлен ниже (рисунок 7), где синим цветом обозначены R-зубцы ЭКГ, жёлтым – все детектированные пики ФПГ, а красным – только те из них, которые удовлетворяют описанному выше требованию.

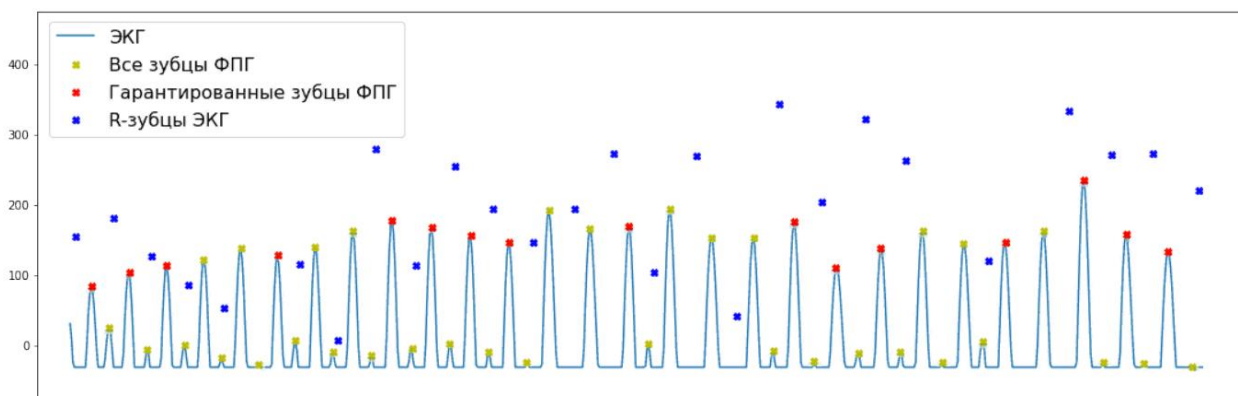


Рисунок 7 – Результат обработки ФПГ

Завершением этапа обработки является расчёт единственной межмодульной метрики, отражающей расстояние между R-зубцом и соответствующим систольным пиком ФПГ.

3.3 Обработка данных КГР

В связи с удобным способом подключения датчиков, а также высокой стабильностью используемой технологии, результаты КГР не требуют дополнительной обработки за исключением нормализации, применяемой без дополнительных множителей, что делает данный метод наиболее нативным и практичным со стороны регистрируемых показаний и отказоустойчивости.

Так как абсолютные значения КГР не являются информативными в связи с зависимостью проводимости кожи от многих факторов, таких как: расстояние между отведениями, чистоты покрова, окружающей температуры, а также принимаемой пищи, то целесообразным является расчёт только относительных и статистических метрик, которыми являются стандартное отклонение и математическое ожидание.

Результат обработки данных КГР представлен на изображении ниже (рисунок 8).

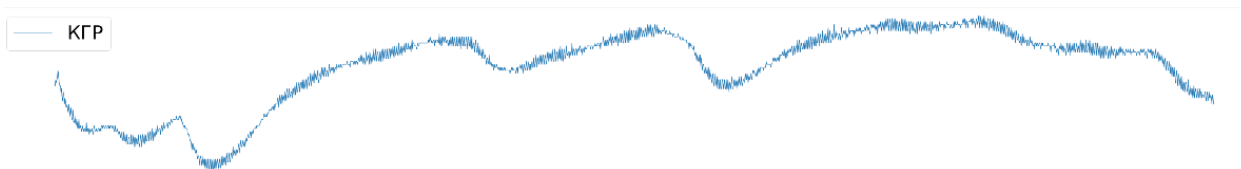


Рисунок 8 – Результат обработки КГР

3.4 Разметка данных

Для обучения классификационной модели требуется не только ряд метрик, но и целевое состояние, при котором они регистрируются. Так как необходимое ФС не наступает сразу же при старте записи и не поддерживается до её окончания, то наивно полагать, что весь собранный массив данных является показателем моделируемого состояния. Таким образом, необходимо создание автоматического алгоритма разметки данных с детектированием интересующего сегмента данных, относящихся к целевому ФС.

Для решения данной задачи были рассмотрены все рассчитанные метрики на наличие закономерностей поведения между друг-другом, а также с результативностью выполняемой деятельности, формируемой в виде процентного соотношения между актуальной сложностью и точностью нажатий респондентом. При анализе в первую очередь обращалось внимание на тенденцию поведения каждой функции и визуальные паттерны, возникающие в моменты резкого роста ошибок и проявляющиеся как в поддержании текущего уровня показателей, так и прогрессивного роста или спада. При исследовании применялись визуальный анализ, а также коррелограмма.

Среди наиболее показательных были выделены следующие метрики: пульс, стресс-индекс, длительность задержки между R-зубцом и систолическим пиком, а также стандартное отклонение значений КГР. Некоторые из выделенных показателей имели явные закономерности поведения независимо от моделируемого ФС (пульс и стресс-индекс), другие же имели заметные проявления лишь в отдельных состояниях, так, например, для монотонии

данной метрикой являлось стандартное отклонение КГР, а для напряжения – задержка между зубцами. Закономерностей между остальными показателями либо не было выявлено, либо они проявлялись только у некоторых испытуемых, что лишает их свойства репрезентативности и не позволяет использовать при разметке.

Следующим этапом является расчёт специальных метаметрик, отражающих изменение рассматриваемых показателей, и формируемых путём взятия производной первого порядка с последующим применением сглаживающего фильтра. Так как в данном случае ценность представляет не сохранение временных меток экстремумов, а сильное усреднение функции, применяемое с целью нахождения тренда, то использование частотного преобразования Фурье нецелесообразно. Одним из релевантных методов сглаживания с сохранением тенденции сигнала является фильтр Савицкого-Голея, реализованного в модуле библиотеки `SciPy.signal.savgol_filter`, применяемого с шириной окна в диапазоне от 35-и до 95-и значений в зависимости от рассматриваемой метрики, а также параметра полинома третьей степени.

Затем производится суммация сглаженных метаметрик изменения, отражающих в своих экстремумах моменты сильного преломления тренда всех описываемых метрик. Последним пунктом определяются пики полученной функции, с последующим выбором максимально продолжительного, стабильного по высоте границ, а также смещённого ближе к центру записи, участка данных. Стоит отметить, что моделируемые состояния, по роду своих физиологических ограничений, не способны возникать спонтанно, а значит, не могут регистрироваться в самом начале записи. Таким образом, первые 5 минут и последние 10 минут (по причине оказывания влияния скорого завершения момента эксперимента) не учитываются при детектировании пиков.

Ниже представлен график результирующей метаметрики состояния одного из респондентов при моделировании напряжения, с отмеченными экстремумами функции (рисунок 9).

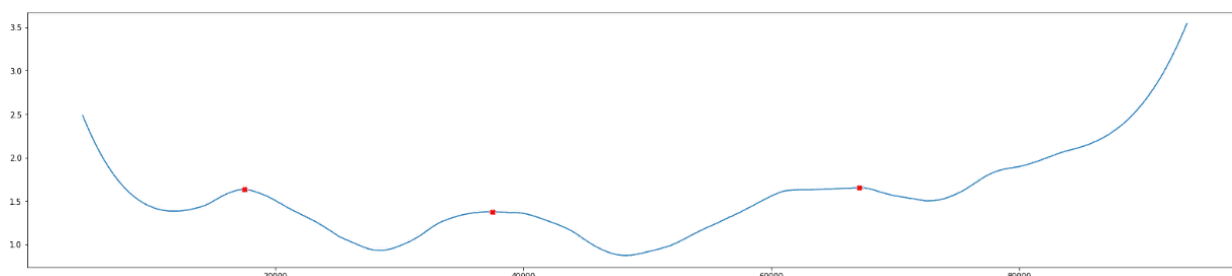


Рисунок 9 – Функция состояния респондента

Как можно отметить, выявлено было 2 потенциальных промежутка, среди которых будет отобран последний по описанным ранее критериям.

Завершающим этапом разметки данных является формирование выборки интересующего сегмента метрик, которому присваивается одно из значений класса предсказываемых состояний: монотония – 0, активное бодрствование – 1, напряжение – 2.

4. Создание моделей классификации функционального состояния

4.1 Выборка для обучения моделей

В результате сбора и обработки исходных данных были получены следующие метрики и вспомогательные показатели:

- TimeId – номер строки метрик;
- GsrStd – стандартное отклонение КГР;
- CorrGSRECG – корреляция функций КГР и ЭКГ;
- MeanDiffRSysFPG – средняя временная задержка между моментом регистрации R-зубца и систольного пика;
- LF/HF – соотношение высокочастотных и низкочастотных ритмов при анализе интерваломерии;
- MeanError – среднее значение ошибки за временной промежуток;
- NumberOfPeaks – количество систольных зубцов;
- MeanAccuracy – средняя точность выполняемой респондентом задачи;
- Difficult – сложность исполняемой задачи в текущий момент времени;
- PulseRR – пульс, рассчитанный по расстоянию между R-зубцами;
- PulseStd – стандартное отклонение пульса;
- MoRR – математическое ожидание продолжительности кардиоинтервалов, измеряемое в секундах;
- StdRR – стандартное отклонение кардиоинтервалов;
- CVRR – коэффициент вариации;
- MoInt – мода кардиоинтервалов;
- AMoInt – амплитуда моды кардиоинтервалов (процент входящих в моду значений);
- DXInt – вариационный размах (максимальная амплитуда значений);
- VPRInt – вегетативный показатель ритма (степень выраженности парасимпатического отдела);

- INInt – индекс напряжения регуляторных систем (степень выраженности симпатического отдела по отношению к парасимпатическому);
- Target – целевой показатель функционального состояния.

Полная коррелограмме метрик представлена на рисунке 10.

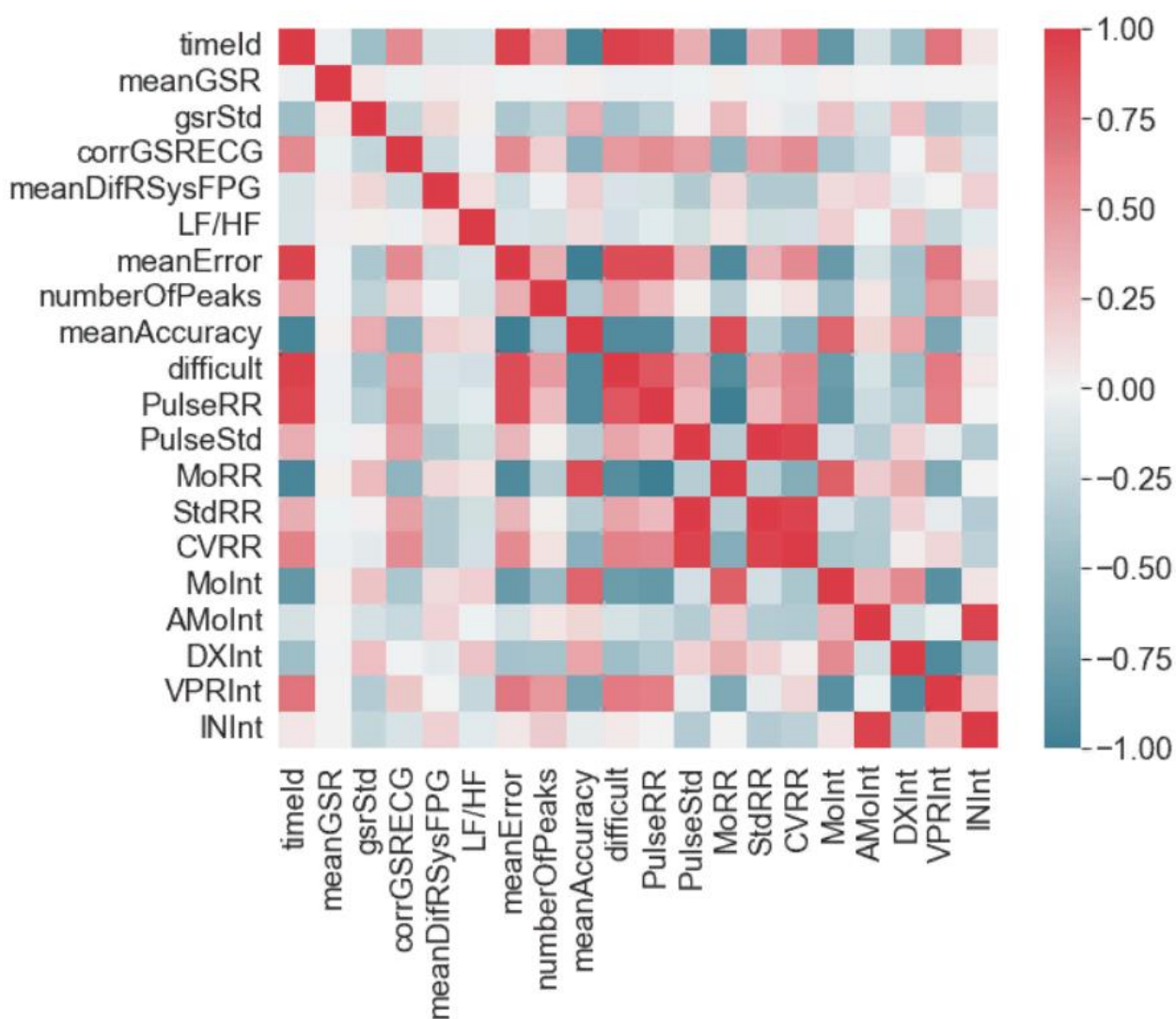


Рисунок 10 – Коррелограмма метрик

В ходе анализа коррелограммы, содержащей не только используемые в дальнейшем метрики, но и показатели результативности выполняемой деятельности, было выявлено полное отсутствие закономерностей между средним значением КГР (meanGSR) и прочими показателями, в следствии чего было принято решение отказаться от использования данной метрики. Также удалению подлежат все вспомогательные показатели, используемые только на

этапах анализа разметки и закономерностей между данными, а именно: временной идентификатор записи (timeId), средняя ошибка (meanError), количество систольных зубцов ФПГ (numberOfPeaks), среднюю точность респондента (meanAccuracy), а также актуальную сложность задачи (difficult).

Таким образом, результирующий датафрейм для дальнейшего обучения моделей состоит из одного целевого показателя и 14-и метрик, представленных на рисунке 11.

	gsrStd	corrGSRECG	meanDiffRSysFPG	LF/HF	PulseRR	PulseStd	MoRR	StdRR	CVRR	MoInt	AMoInt	DXInt	VPRInt	INInt	target
330	12.685318	-0.007766	9.913978	0.071203	78.0	146.233649	0.765	0.146	19.085	0.75	25.97	0.71	1.88	24.38	2

Рисунок 11 – Пример строки метрик

В связи с наличием части неразмеченных данных, было принято решение оценивать результативность моделей именно на них, тем самым отказываясь от разбиения общей выборки на обучающую и тестовую, и сохраняя весь объём размеченных метрик. Таким образом, средний размер результирующего датасета варьируется в диапазоне от 200 до 400 записей в зависимости от респондента.

4.2 Обучение моделей классификации состояний

В качестве основы для классификационных моделей были выбраны следующие алгоритмы машинного обучения: случайный лес, метод k-ближайших соседей (англ. KNN), а также классическая многослойная нейронная сеть. Описание, подбор параметров, и результаты обучения каждой модели представлены далее.

1. Случайный лес

Алгоритм случайного леса представляет собой ансамбль, состоящий из бинарных деревьев, формирующихся путём минимизации энтропии исходной выборки в процессе обучения. Данный метод отличается средней скоростью обучения относительно иных представленных алгоритмов в данной работе, но

обладает наивысшей скоростью классифицирования состояния по заданным метрикам.

В результате подбора оптимальных гиперпараметров были определены следующие значения свойств модели, реализованной на основе модуля библиотеки `sklearn.ensemble.RandomForestClassifier`, представленные в таблице 1.

Таблица 1 – Значения гиперпараметров модели случайного леса

Название гиперпараметра	Установленное значение
<code>n_estimators</code>	200
<code>criterion</code>	<code>gini</code>
<code>max_depth</code>	None
<code>min_samples_leaf</code>	1

Сформированный приоритет метрик относительно корня дерева представлен на изображении ниже (рисунок 12).

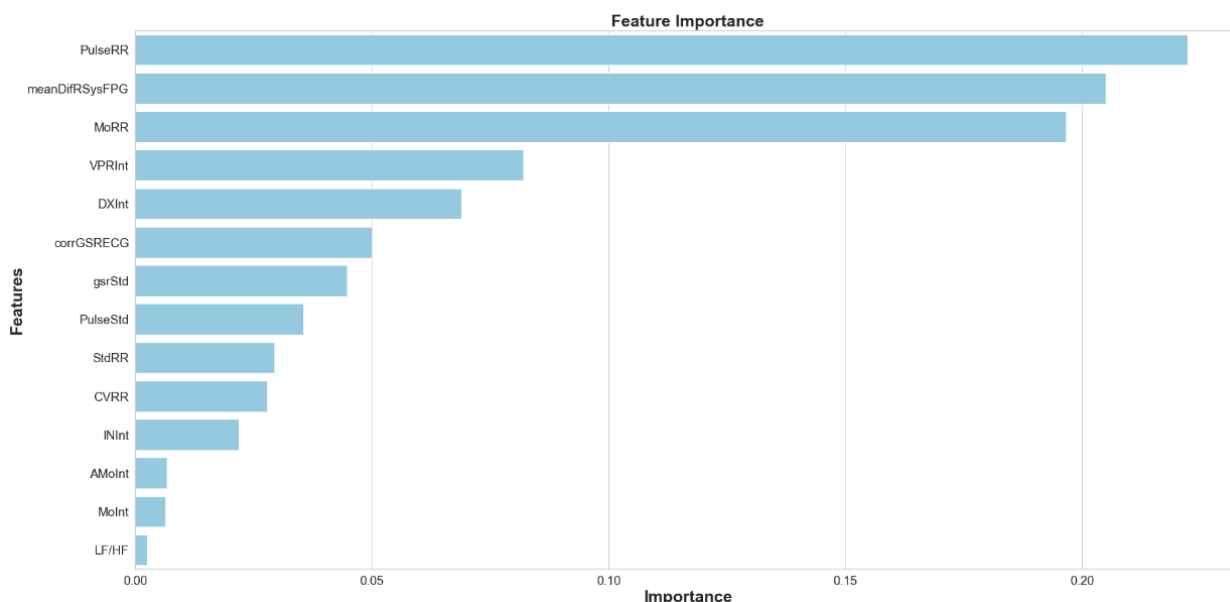


Рисунок 12 – Влияние метрик на снижение энтропии выборки

2. Метод k-ближайших соседей

Суть метода заключается в расположении всех полученных признаков в многомерном пространстве, каждым измерением которого является одна из метрик. Таким образом, это единственный из представленных в данной главе алгоритм, не требующий временных и производственных затрат на обучение модели, однако обладающей чуть меньшей скоростью предсказания относительно алгоритма случайного леса, которая происходит путём добавления нового значения в существующее пространство, с последующим нахождением k-ближайших соседей, и классификацией новой записи по найденным целевым показателям.

Единственным изменяемым гиперпараметром является количество оцениваемых соседей, принимающее только нечётные числа с целью нивелирования неопределённости при классификации, и в данном случае равное 3, а также метод определения расстояния между значениями, оставленное по умолчанию и являющееся Евклидовым.

Модель формируется на базе модуля библиотеки `sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier`.

3. Классическая нейронная сеть

Алгоритм классической нейронной сети базируется на наборе полносвязных односторонних слоёв нейронов, преобразующих принимаемые ими значения с предыдущего уровня и передающие результат на следующий. Степень преобразования зависит от индивидуальных весов между нейронами, а также функций активации, изменяющих сигнал после консолидации значений со всех синапсов. Результат формируется после полного прохождения исходного сигнала через все слои сети, и выдаётся в виде одного из чисел, характеризующихся в виде одного из предсказываемых классов.

Модель формируется на базе модуля библиотеки `sklearn.neural_network.MLPClassifier` и использует значения гиперпараметров, представленные в таблице 2.

Таблица 2 – Значения гиперпараметров модели нейронной сети

Название гиперпараметра	Установленное значение
Количество скрытых слоёв	2
Количество нейронов в скрытых слоях	400
activation	relu
solver	adam
alpha	0.0001
learning_rate_init	0.001
beta_1	0.9
beta_2	0.999
epsilon	1e-8
max_iter	1000

4.3 Сравнение результатов моделей

Сравнение результатов проводится посредством визуального анализа и сопоставления с моделируемым в данном эксперименте состоянием. Возникающие моменты «дребезжания» функции результатов классификации моделей зависит от двух явлений, различающихся по продолжительности. Первым являются возможные помехи датчиков и резкие движения испытуемого, проявляющиеся в виде резких коротких отклонений от основного тренда. Другой причиной данного паттерна является регистрация промежуточных состояний, не изучаемых в текущей дипломной работе, такие как: напряжённость, утомление, а также пограничные состояния между монотонией, активным бодрствованием, и напряжением, отражающиеся на графике в виде длительного момента резких нестабильных перепадов

предсказываемых результатов. Таким образом, для возможности более нативного и удобного анализа, проводится сглаживание графика оконной функцией на базе используемого ранее фильтра Савицкого-Голея с шириной окна в 3 записи, а также полиномом первой степени, означающего простое усреднение попавших значений.

Результаты классификаций представлены на рисунках 13, 14, и 15, отличающиеся моделируемым состоянием. Все записи имеют продолжительность от 38-и до 42-х минут и показывают результат классификации, где монотония – 0, активное бодрствование – 1, напряжение – 2.

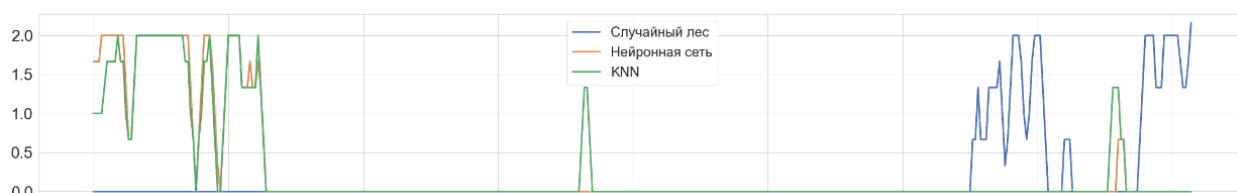


Рисунок 13 – Результат классификации состояния монотонии различными моделями

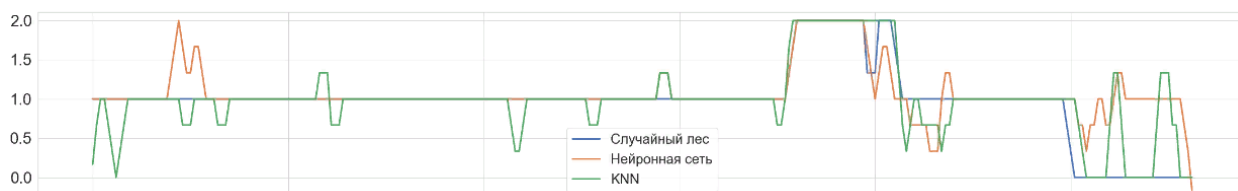


Рисунок 14 – Результат классификации состояния активного бодрствования различными моделями



Рисунок 15 – Результат классификации состояния напряжения различными моделями

Как можно отметить, все исследуемые алгоритмы показывают приемлемые результаты классификации на всех состояниях, однако наиболее точным и стабильным в плане демонстрируемых итогов является алгоритм нейронных сетей, использование которого является наиболее рациональным решением при достижении цели максимального правдоподобия получаемых данных.

Приблизённо сопоставимым по прогностической точности и стабильности результатов является алгоритм случайного леса, дающий несколько иную, отличающуюся от остальных, оценку состояния в начале и конце записи, которая хоть и отличается от классификаций иными методами, но, тем не менее, также являющейся правдоподобной со стороны физиологических проявлений нервной деятельности человека.

Наименее стабильным является алгоритм k-ближайших соседей, имеющий схожую тенденцию результатов, что и метод нейронных сетей, но имеющий много большую подверженность «шумам», делающих его наименее прогностически точным.

5. Апробация результатов исследования

По причине высокой специфичности, выполняемой при моделировании функционального состояния, деятельности, а также из-за частичного дублирования обучающей и тестовой выборок, некорректно выносить вердикт о демонстрируемых прогностических способностях моделей. Для возможности получения репрезентативных результатов, проявляющихся путём достижения хорошей точности классификации при ведении различной деятельности, необходимо создать отличное от ранее используемого решения ПО, моделирующее уже не конкретные функциональные состояния, а отражающее подобие выполнения реальных задач.

5.1 Описание программного решения для апробации результатов исследования

Путём рассмотрения наиболее подверженных изучаемой в данной ВКР проблеме профессий, которые могут быть хотя бы частично смоделированы программным способом, являются операторы беспилотников, задача которых заключается в длительном мониторинге обстановки вокруг назначенной им машины, а также ведение контроля управления и достижения определённых специфических целей в ходе выполнения основной деятельности. На основе данных особенностей было разработано следующее программное решение, частично уподобляющееся главным концепциям профессии, но имеющее более простой и динамичный вариант, с применением подхода геймификации для возможности отслеживания результативности и сложности исполняемой функции в каждый момент времени. Описание правил созданного решения представлено далее в свободной форме.

В центре экрана находится база, которая притягивает золото и метеориты, появляющиеся за краем окна и равномерно движущиеся к станции. Первые - дают очки при достижении базы, а вторые - уничтожат её. Количество жизней станции равно одному. Игроку предоставлено управление космическим кораблём, способным свободно перемещаться по полю и

имеющим возможность вести стрельбу с перезарядкой орудия, ограниченной в одну секунду. Передвижение реализовано на WASD, стрельба на пробел, перемещение курсора меняет направление корабля, тем самым выступая в роли прицела. При столкновении игрока с любым объектом кроме станции приведёт к поломке судна, который вновь появится в центре через 5 секунд. Также каждые 5 секунд происходит усложнение игры через уменьшение промежутка времени между появлением метеоров и небольшого роста их скорости передвижения. Частота появления золота остаётся неизменной на протяжении всей игры, но их скорость скалируется соразмерно скорости метеоритов. При попадании снарядом в какой-либо объект кроме станции приведёт к его уничтожению. Снаряды, достигшие края экрана удаляются.

Основной задачей игрока является набрать как можно большее количество очков до уничтожения базы, что может быть достигнуто только путём уничтожения метеоритов, избегание попаданий снарядами в золото, а также сохранение корабля. Средняя продолжительность игры при текущих параметрах - примерно 5 минут (~120 очков), дальше физически невозможно пройти из-за ограничения по скорости стрельбы. В каждый момент времени происходит запись текущей сложности, отражающей продолжительность, и, как следствие, результативность исполняемой деятельности. Набранные очки не учитываются в дальнейшем и являются лишь дополнительным стимулом респондента. Данный факт не разглашается при проведении эксперимента апробации.

5.2 Разработанное решение для апробации результатов исследования

Разработанное решение имеет двумерную графику с видом сверху. При создании ПО использовались библиотеки, описанные в таблице 3.

Таблица 3 – Используемые библиотеки

Название	Реализуемая функция
PyGame	Основной фреймворк игры, отрисовка объектов, взаимодействие с ассетами
PySerial	Создание соединения с оборудованием
Multiprocessing	Создание параллельных процессов игры и приёма данных с устройства
Pandas	Формирование и сохранение результирующего датасета
PgZero	Проигрывание звука (опционально)

Итоговый интерфейс игры представлен на рисунке 16.

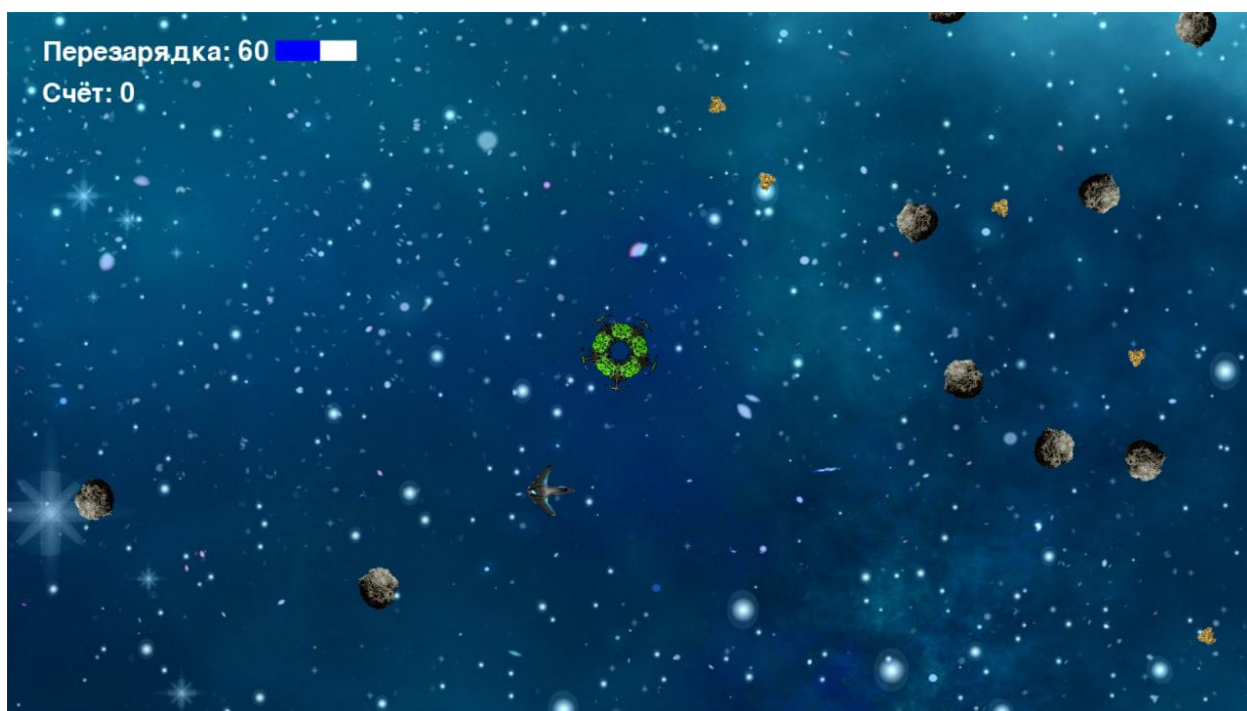


Рисунок 16 – Внешний вид игры

После каждого поражения, заключающегося в уничтожении базы, игра автоматически сбрасывает весь прогресс, очищает поле, обнуляет сложность, и стартует заново без остановки процесса записи.

5.3 Результаты апробации

Исходные сигналы, полученные в результате апробационного эксперимента, идентичны тем, что были получены в главе 4, и имеют схожую продолжительность записи в ~35-40 минут. Итоговая работоспособность метода оценивается путём сопоставления предсказанных состояний с продолжительностью успешного выполнения задачи, отражающейся в уровне сложности. Моменты резкого падения данного показателя означают поражение и дальнейший перезапуск миссии.

Для возможности оценки корректных предсказаний, проводится сглаживание функции сложности с последующим вычитанием среднего значения из каждого элемента. Таким образом, все положительные результаты расцениваются как проявление активного бодрствования, а отрицательные – монотонии или напряжения. Итоговые результаты представлены на рисунке 17 для нейронной сети, рисунке 18 для случайного леса, и рисунке 19 для KNN.

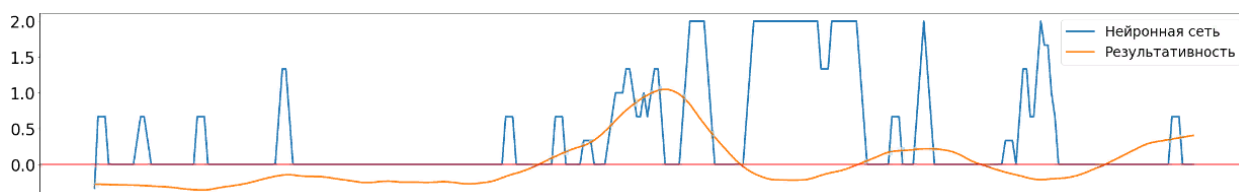


Рисунок 17 – Результат апробации модели нейронной сети

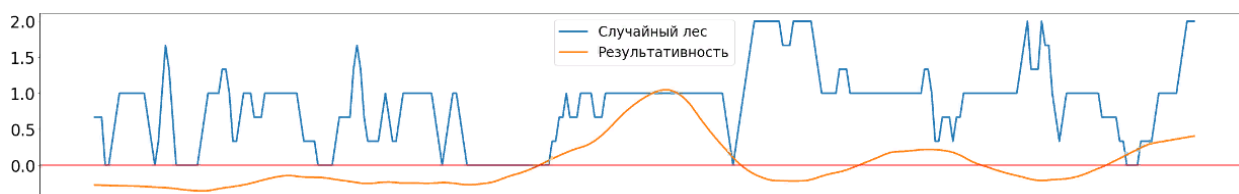


Рисунок 18 – Результат апробации модели случайного леса

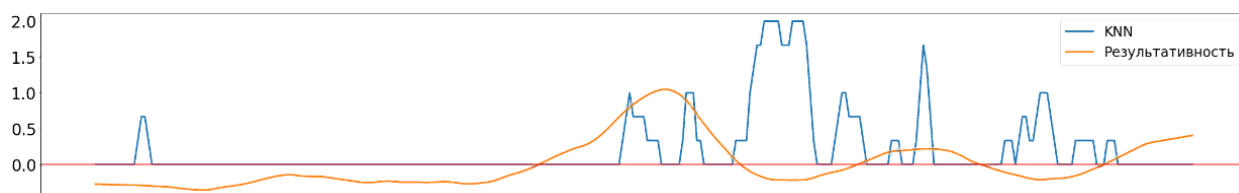


Рисунок 19 – Результат апробации модели KNN

Итоговая точность моделей рассчитывается по алгоритму F1 меры, компоненты которой представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Составляющие компоненты F1 меры.

Модель	TP	TN	FP	FN	F1
Нейронная сеть	75	131	64	41	0.59
Случайный лес	6	200	1	104	0.10
KNN	5	186	7	113	0.08

Результаты апробации сильно отличаются от выводов, полученных на этапе тестирования моделей, показавших идентичную точность прогнозирования алгоритмов случайного леса и нейронных сетей. Однако, по результатам апробации было выявлено заметное преимущество в прогностической точности и репрезентативности независимо от выполняемой деятельности, проявляемое моделью, основанной на базе алгоритма случайного леса.

6 Перспективы дальнейшего развития

По результатам проведённого исследования, был отмечен следующий ряд идей, изучение и реализация которых, потенциально, может привести к разительному росту возможностей предложенного метода, а именно:

1. Экранизация проводов и разделение источников питания

На данный момент большую часть фильтрации и нормализации занимает избавление от шумов и наводок, искажающих последующий анализ сигнала. Использование экранов, индивидуальных источников питания, а также аппаратных фильтров высоких и низких частот, позволит сократить объём потребляемых вычислительных мощностей и откроет возможность использование предложенного метода на устройствах в виде микроконтроллеров, применимых уже не только при ведении «сидячей» деятельности, но и в задачах, требующих проявления движений и активных физических действий, тем самым расширяя область релевантных профессий.

2. Использование унифицированной обучающей выборки на основе преобладающего типа высшей нервной деятельности человека

Тип высшей нервной деятельности отвечает за особые паттерны протекания испытываемых состояний, хоть и являющиеся индивидуальными для каждого человека, но частично пересекающимися среди отдельных групп, часто называемых темпераментом. Использование некоторой части унифицированных метрик состояний, являющихся характерными большей части группы, и дальнейшее их применение в обучении путём замешивания небольшой их части в выборку каждого респондента, заранее достоверно определённого к данной группе на основе объективных показателей, позволяет сократить требуемую продолжительность записей для формирования индивидуальных моделей.

В ходе данной работы планировалось использование описанного выше подхода, который, однако, не дал результатов по причине малого количества

изученных респондента и высокой несбалансированности выборки по типу темперамента. Как упоминалось в п 2.4, в начале каждого эксперимента участников тестировали на основе метода ЭСКАЛ [34], определяющего тип высшей нервной деятельности, результаты которого представлены в таблице 5.

Таблица 5 – Детектированные типы высшей нервной деятельности

Тип	Количество испытуемых
Содействующий	4
Контролирующий	1
Стимулирующий	1
Координирующий	0

Потенциально, проведение дальнейших исследований до полного достижения сбалансированности выборок по темпераменту, открывает возможность сильного упрощения и ускорения проводимых испытаний при формировании обучающих выборок.

3. Использование высокоточного оборудования

Точность применяемого в данной ВКР оборудования не позволяет проведение полного расчёта всех интересующих метрик в связи с нестабильностью подключения некоторых модулей, таких как ФПГ. Использование высокоточного и высокочастотного оборудования открывает возможности более детального проведения анализа с потенциальным ростом точности классификации ФС.

Заключение

В ходе выполнения данной выпускной квалификационной работы, были решены следующие задачи:

1. Проведён обзор области классификации функциональных состояний человека;
2. Разработан метод классификации ФС в реальном времени на основе объективных данных человека;
3. Создано вспомогательное программное решение для моделирования интересующих ФС респондента;
4. Создан алгоритм автоматического сбора, обработки, и разметки данных о функциональном состоянии испытуемого;
5. Созданы и протестированы наиболее релевантные модели классификации ФС на основе алгоритмов случайного леса, нейронных сетей, а также метода KNN;
6. Разработано программное решение в виде игры для моделирования деятельности операторов беспилотников;
7. Проведена апробация разработанных моделей.

Таким образом, в результате выполнения всех поставленных задач, была подтверждена работоспособность и репрезентативность сформированного метода, позволяющего на основе данных из синтетически разработанного решения по моделированию функциональных состояний, в дальнейшем классифицировать ФС человека в реальном времени при выполнении широкого спектра деятельности. Данная возможность возникает в следствии применения комплексного взаимодействия метрик на основе технологий по регистрации сигналов ЭКГ, ФПГ, КГР, а также алгоритма случайного леса, показавшего наилучшие прогностические показатели.

В ходе выполнения ВКР были опубликованы следующие статьи [35, 36].

Полный код расчётов и созданных вспомогательных решений представлен в приложении 1.

Список использованных источников

1. Frank Pega, Bálint Náfrádi, Natalie C Momen, Yuka Ujita, Kai N Streicher, Annette M Prüss-Üstün, Technical Advisory Group; Alexis Descatha, Tim Driscoll, Frida M Fischer, Lode Godderis, Hannah M Kiiver, Jian Li, Linda L Magnusson Hanson, Reiner Rugulies, Kathrine Sørensen, Tracey J Woodruff. Global, regional, and national burdens of ischemic heart disease and stroke attributable to exposure to long working hours for 194 countries, 2000-2016: A systematic analysis from the WHO/ILO Joint Estimates of the Work-related Burden of Disease and Injury. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – World Health Organization, 2021. – Режим доступа: <https://www.who.int/news-room/questions-and-answers/item/global-regional-and-national-burdens-of-ischemic-heart-disease-and-stroke-attributable-to-exposure-to-long-working-hours-for-194-countries-2000-2016>
2. А. А. Михайлов, А. Е. Кузьминский, Т. С. Смирнова. Проблема профессионального стресса работников производственных предприятий – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Московский экономический журнал, 2019, №9. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/problema-professionalnogo-stressa-rabotnikov-proizvodstvennyh-predpriyatiy>
3. Бабанов С. А. Профессиональные факторы и стресс: синдром эмоционального выгорания – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Трудный пациент, 2009, №12. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/professionalnye-factory-i-stress-sindrom-emotsionalnogo-vygoraniya>

4. А. М. Билый. Сохранение здоровья и профессионального долголетия. – [Электронный ресурс]: диссертация – Электрон. дан. – Военно-медицинская академия имени С. М. Кирова, 2020 г. – Режим доступа: <https://vmeda.mil.ru/Nauka/ds/D215.002.03/item/249569/>
5. А.М. Билый. Проект концепции по сохранению здоровья и продления профессионального долголетия человека. – Вестн. Росс. воен.-мед. Акад, 2014, № 1 (45). – с. 191–196.
6. А.М. Билый. Оценка состояния ЦНС человека-оператора при моделировании различных условий деятельности. – Вестник психофизиологии, 2019, № 3. – с. 81-84.
7. А.М. Билый, В.В. Шестакова. Модели и методы оптимизации психокоррекции функционального состояния пользователя электронных систем. – Вестник психофизиологии, 2020, № 2. – с. 64-69.
8. Сысоев В.Н., Билый А.М. Непрерывная оценка динамики функционального состояния человека как фактор прогноза его работоспособности. В сборнике: Психофизиология профессионального здоровья человека. Материалы Всероссийской научно-практической конференции, посвященной 25-летию кафедры военной психофизиологии Военно-медицинской академии. Под редакцией В.Н. Сысоева. Санкт-Петербург, 2022. С. 162-166.
9. Л. И. Корытов, О. М. Буйкова. Физиология функциональных состояний: учебное пособие. – Иркутск: ИГМУ, 2015. – 72 с.
10. Т. М. Марютина. Психофизиология: общая, возрастная, дифференциальная, клиническая: учебник. – Москва: ИНФРА-М, 2016. – 436 с.
11. Лытаев С. А. Психофизиология стресса: учебно-методическое пособие. – Санкт-Петербург: СПбГПМУ, 2013.
12. А. А. Литвинюк. Организационное поведение: учебник для академического бакалавриата. – Москва: Издательство Юрайт, 2014. – 527 с.

- 13.С. С. Павленкович. Методы оценки функционального состояния организма спортсменов. – Саратов: Издательство Саратовского государственного университета, 2019. – 60 с.
- 14.С. Д. Руненко, Е. А. Таламбум, Е. Е. Ачкасов. Исследование и оценка функционального состояния спортсменов: учебное пособие для студентов лечебных и педиатрических факультетов медицинских вузов. – Москва: Профиль, 2010. – 72 с.
- 15.Л. Н. Неробкова, С. Б. Ткаченко. Клиническая электроэнцефалография: учебное пособие. – Москва: ГБОУ ДПО РМАПО, 2016. – 213 с.
- 16.Р. М. Дубовой, Г. П. Никулина. Методы функциональной диагностики в реабилитации: учебно-методическое пособие. – Ставрополь: СтГМУ, 2013.
- 17.В. И. Почуев. Совершенствование системы оценки состояния здоровья космонавтов и медицинского контроля на этапах подготовки в целях врачебной экспертизы. – Москва: НИИ ЦПК им. Ю. А. Гагарина, 2007. – 115 с.
- 18.Т. И. Каленчиц, Е. В. Рысеев, Ж. В. Антонович. Функциональные нагрузочные пробы: учебно-методическое пособие. – Минск: БГМУ, 2018. – 36с.
- 19.О. М. Буйкова, Г. И. Булнаева. Функциональные пробы в лечебной и массовой физической культуре: учебное пособие. – Иркутск: ИГМУ, 2017. – 24 с.
- 20.А. П. Кузнецов, Л. Н. Смелышева, Н. В. Сажина, О. А. Архипова. Исследование умственной работоспособности. – Курган: КГУ, 2019. – 43 с.
- 21.Е. С. Игнатова. Психодиагностика. – [Электронный ресурс]: учебное пособие – Электрон. дан. – Пермь, 2018 – 94 с. – Режим доступа: <http://www.psu.ru/files/docs/science/books/uchebnie-posobiya/ignatova-psykhodiagnostika.pdf>

22. Н. А. Курганский. Подходы к психометрике психических состояний. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Психология. Психофизиология, 2008, №31. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/podhody-k-psiometrike-psiicheskikh-sostoyaniy>
23. Е. В. Распопин. Методы изучения и оценки психических состояний. [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Режим доступа: <https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/43809/1/iurp-2016-156-16.pdf>
24. М. А. Холодная. Психологическое тестирование и право личности на собственный вариант развития. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Психология. Журнал Высшей школы экономики, 2004, №2. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/psihologicheskoe-testirovanie-i-pravo-lichnosti-na-sobstvennyy-variant-razvitiya>
25. Т. Ф. Базылевич. Психология высших достижений личности (психоакмеология): монография. – Москва: ИНФРА-М, 2013. – 329 с.
26. Л. Ф. Бурлачук. Психодиагностика: учебник для вузов. – СПб: Питер, 2006. – 351 с.
27. Р. А. Грехов, Г. П. Сулейманова, С. А. Харченко, Е. И. Адамович. Психофизиологические основы применения лечебного метода биологической обратной связи. – [Электронный ресурс]: статья – Природные системы и ресурсы, 2015, №3. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/journal/n/vestnik-volgogradskogo-gosudarstvennogo-universiteta-seriya-11-estestvennye-nauki?i=937665>
28. Д. Б. Дёмин, Л. В. Поскотинова. Физиологические основы методов функционального биоуправления. – [Электронный ресурс]: статья – Экология человека, 2014, №9. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/fiziologicheskie-osnovy-metodov-funktsionalnogo-bioupavleniya>
29. Л. В. Поскотинова, Д. Б. Дёмин, Е. В. Кривоногова, М. Н. Диева, Н. М. Хасанова. Успешность биоуправления параметрами вариабельности

- сердечного ритма у лиц с различным уровнем артериального давления. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Вестник Российской академии медицинских наук, 2013, №7 том 68. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/uspeshnost-bioupavleniya-parametrami-variabelnosti-serdechnogo-ritma-u-lits-s-razlichnym-urovнем-arterialnogo-davleniya/viewer>
30. И. А. Нигматуллина, И. З. Валитова. Технология БОС в системе коррекционной работы учителя-логопеда. – Казань: «Отечество», 2015. – 62 с.
31. Л. В. Поскотинова, Д. Б. Дёмин, Е. В. Кривоногова. Варианты ЭЭГ-реакций при выполнении курса БОС-тренингов у подростков в зависимости от исходного вегетативного тонуса. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Экология человека, 2012, №3. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/varianty-eeg-reaktsiy-pri-vypolnenii-kursa-bos-treningov-u-podrostkov-v-zavisimosti-ot-ishodnogo-vegetativnogo-tonusa/viewer>
32. В. Ф. Воробьёв, С. В. Пыж, Л. Н. Виноградова, И. А. Варфоломеев, Е. В. Ершов. Теоретические аспекты реабилитации детей с неврологическими проблемами на основе биологической обратной связи. – [Электронный ресурс]: статья – Электрон. дан. – Вестник Череповецкого государственного университета, 2016, №6. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/teoreticheskie-aspekty-reabilitatsii-detey-s-nevrologicheskimi-problemami-na-osnove-biologicheskoy-obratnoy-svyazi>
33. Михайлов В.М. “Вариабельность ритма сердца. Опыт практического применения метода”. – Иваново, 2000. – 200 с
34. ЭСКАЛ - Патент на полезную модель № 149593 Российская Федерация, МПК G06N 5/00(2006.01) G06Q 50/22 (2012.01) «Экспертная система комплексного анализа личности (ЭСКАЛ)» [Патент] / А.М.Билый; опубл. 10.01.2015 - Бюл. №1

- 35.Платонов Е.М., Бесчастная М.В. Разработка системы для оценки и обучения управлению функциональными состояниями на основе метода биологической обратной связи//Сборник тезисов докладов конгресса молодых ученых. Электронное издание. - 2022
- 36.Платонов Е.М., Бесчастная М. В. Разработка системы для оценки и обучения управлению функциональными состояниями на основе метода биологической обратной связи // XI конгресс молодых учёных: сб. науч. тр. / ИТМО. – СПб, 2022. – том 3. – с. 374-378

Приложение 1

Исходный код: https://github.com/Platonov2/VKR_Magistra_Platonov_Evgeniy