Вестник Сыктывкарского университета.

Серия 1: Математика. Механика. Информатика. 2022.

 $Bыnyc\kappa 2 (43)$ 

Bulletin of Syktyvkar University.

Series 1: Mathematics. Mechanics. Informatics. 2022; 2 (43)

#### ИНФОРМАТИКА

Научная статья

УДК 519.8

https://doi.org/10.34130/1992-2752\_2022\_2\_15

# РАЗРАБОТКА КОМПОНЕНТОВ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ОПЕРАТОРА КИБЕРФИЗИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Андрей Семенович Пенин $^1$ , Никита Олегович Турсуков $^2$   $^1$ Национальный исследовательский университет ИТМО,  $^2$  СПбГЭТУ «ЛЭТИ», e-mail:  $^1$ gorogtheghost@gmail.com,  $^2$ stepingnik@gmail.com

Аннотация. В ходе исследовательской работы были изучены основные биологические маркеры человеческого организма и отобраны для дальнейших исследований те из них, которые удовлетворяли поставленным требованиям. Была разработана система оценки деятельности сотрудника на основе двунаправленной LSTM-сети, точность распознавания деятельности составила 88 %, значение функции потерь составило 0,504. В дальнейшем система оценки деятельности сотрудника и биологические маркеры будут объединены в модель оценки состояния оператора киберфизической системы.

**Ключевые слова:** нейросети, LSTM-сети, биомаркеры, модели, системы, состояние

**Для цитирования:** Пенин А. С., Турсуков Н. О. Разработка компонентов модели оценки состояния оператора киберфизической системы // Вестник Сыктывкарского университета. Сер. 1: Математика. Механика. Информатика. 2022. Вып. 2 (43). С. 32—54. https://doi.org/10.34130/1992-2752\_2022\_2\_32

#### Informatics

Original article

Development of components of a model for assessing the state of a cyberphysical system operator

### Andrey S. Penin, Nikita O. Tursukov

 $^1\mathrm{ITMO}$  University,  $^2$  ETU, e-mail:  $^1\mathrm{gorogtheghost@gmail.com},$   $^2\mathrm{stepingnik@gmail.com}$ 

Abstract. During the research work, the main biological markers of the human body were studied and those of them that met the requirements were selected for further research. A system for evaluating employee performance based on a bidirectional LSTM network was developed, the accuracy of activity recognition was 88%, the value of the loss function was 0.504. In the future, the employee activity assessment system and biological markers will be combined into a model for assessing the state of the cyberphysical system operator.

**Keywords:** neural networks, LSTM-networks, biomarkers, models, systems, state

For citation: Penin A. S., Tursukov N. O. Development of components of a model for assessing the state of a cyberphysical system operator. Vestnik Syktyvkarskogo universiteta. Seriya 1: Matematika. Mekhanika. Informatika=Bulletin of Syktyvkar University, Series 1: Mathematics. Mechanics. Informatics, 2022, No. 2 (43), pp. 32–54. https://doi.org/10.34130/1992-2752\_2022\_2\_32

#### Введение

Человек был и остается крайне уязвимым элементом любой системы, частью которой он является, будь то с физической или информационной точки зрения. И если раньше информационные технологии позволяли повысить безопасность лишь в цифровом пространстве, современное их развитие дает возможность выйти за его пределы, особенно в ситуациях, когда люди особенно уязвимы, например при работе в условиях Крайнего Севера. Работники удаленных предприятий, работающие вахтовым методом, подвергаются постоянной опасности природного и техногенного характера. С целью обеспечения их личной безопасности и безопасности условий труда, а также для контроля за их деятельностью

возможно использовать носимые устройства (такие, как «умные часы» и пр.), которые способны собирать и анализировать общую информацию о состоянии организма по так называемым «биомаркерам»[1].

Под биомаркерами при этом следует понимать набор биологических признаков, которые в совокупности могут быть использованы для идентификации текущего состояния организма: температуру тела; сатурацию; кровяное давление; пульс и др. Используя собранные с помощью носимых устройств статистические данные, а также современные технологии анализа данных с помощью нейросетей, становится возможным оценить текущие физиологические процессы в организме, спрогнозировать риск появления новых и развития старых заболеваний, а также оценить эффективность лечения текущих заболеваний, определить негативные факторы окружающей среды, сформировать градацию сложности выполняемых на предприятии физических работ. Формирование и поддержание в постоянно актуальном состоянии базы данных о медицинском состоянии работников, работающих в неблагоприятных условиях может помочь в проведении аналитической работы по оценке эффективности решения различных категорий задач различными сотрудниками, влиянии различных категорий задач на медицинское состояние работников и др. Немаловажным будет и возможность раннего выявления различных профессиональных заболеваний.

Таким образом, актуальность данного исследования обусловлена необходимостью поддерживать высокий уровень безопасности работников предприятий, располагающихся в неблагоприятных условиях, и сложностью обеспечения заданного уровня безопасности. Целью настоящего исследования является разработка компонентов модели оценки состояния оператора киберфизической системы. К таким компонентам относится система определения деятельности оператора и набор биомаркеров, удовлетворяющих требованиям по включению в разрабатываемую модель.

Научная новизна проводимого исследования определяется оригинальностью разрабатываемой системы оценки оператора киберфизической системы. Для этой цели была использована специализированная двунаправленная LSTM-сеть. Такая система использует для оценки деятельности данные с гироскопа и акселерометра носимого оператором устройства, что является оригинальным решением. Кроме того, научная новизна состоит в одновременном использовании биомаркеров и системы определения состояния оператора, что позволит значительно упростить последующую интерпретацию собираемых статистических данных. Теоретическая значимость исследования заключается в том, что собираемые данные могут быть использованы для изучения влияния факторов окружающей среды и медицинских факторов на работников предприятий, расположенных в условиях Крайнего Севера с возможностью последующего тестирования. Практическая значимость исследования состоит в возможности повышения безопасности предприятий путем внедрения разработанной модели.

#### Теория исследования

В данном разделе будут подробно рассмотрены использованные в ходе разработки биомаркеры состояния оператора, используемые методы их получения, преимущества и недостатки данных методов. Кроме того, в данном разделе будет приведена информация по исходным данным, используемым при построении будущей модели.

Все отобранные маркеры отвечали следующим требованиям:

- показательность изменений значений биомаркера. Под показательностью в данном случае подразумевается прямая зависимость между изменением биомаркера и изменением состояния работника;
- возможность простого считывания биомаркеров средствами носимого устройства;
- экономическая эффективность такого считывания. В данном случае экономически эффективным считается отсутствие необходимости разработки специализированного носимого устройства и использование базового доступного функционала.

В качестве первого маркера в модели используется температура тела оператора. Данный параметр может изменяться под воздействием внешней среды, физических нагрузок, пищи, стресса, умственной работы и т. п. Однако одним из важнейших факторов изменения температуры тела является ответ иммунитета на заболевание. Рассмотрим вопрос изменения температуры подробнее.

Описанные выше причины можно поделить на внешние (возникшие в результате воздействия на человека извне или его деятельности) и внутренние (возникшие в результате процессов внутри человеческого тела). При этом внутренние изменения температуры тела являются более четким маркером медицинского состояния оператора, однако однозначная классификация источника изменения температуры тела с помощью носимого устройства является отдельной задачей, не решаемой в рамках текущего исследования. Вместе с тем постоянный контроль температуры операторов позволит заранее определить изменения состояния их здоровья, условий труда или вида деятельности.

Для получения информации о температуре тела с помощью носимого устройства предполагается использование метода с регистрацией инфракрасного (ИК) излучения, на основании интенсивности которого и вычисляется температура тела. Преимуществом данного метода является возможность измерения температуры даже на расстоянии, при этом тепловая инерция ИК-датчиков не превышает аналогичных показателей электронных термометров [2]. Однако у данной технологии существует ряд недостатков, среди которых присутствуют:

- разность излучения у разных материалов;
- высокая (до 0.5 градусов) погрешность при неправильной эксплуатации;
- высокая стоимость в сравнении с традиционными приборами;
- необходимость в частом техосмотре.

На рис. 1 представлен график температуры объекта в зависимости от интенсивности исходящего излучения.

Следующим рассматриваемым маркером является сатурация. Сатурацией называют показатель уровня насыщения крови кислородом, при этом чем выше уровень насыщения, тем выше сатурация. Нормальным считается уровень сатурации от 94 % [3], при этом к причинам, по которым уровень сатурации может измениться, относятся:

- избыточный вес;
- анемическое состояние;
- повышенное артериальное давление;
- дисфункция щитовидной железы;
- болезни сердца;
- нарушение работы системы кровообращения;
- травмы.

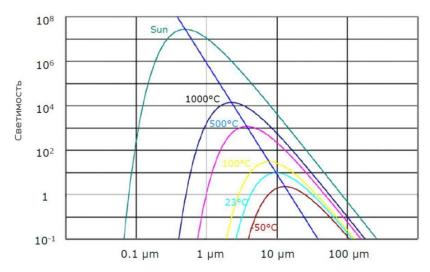


Рис. 1. График температуры объекта в зависимости от исходящего от него ИК излучения

Как видно из перечисленного списка, все рассматриваемые причины так или иначе связаны с ухудшением медицинского состояния работника. Таким образом, изменения сатурации является одним из важнейших маркеров для модели, позволяющим с большей точностью определить разницу между изменениями, возникающими в результате физической нагрузки, и изменениями, являющимися следствиями травм.

Для оценки сатурации используется модифицированная схема стандартного пульсоксиметра, реализованная таким образом, чтобы быть помещенной в носимое устройство. Для этого в корпусе устройства с боков от каждого фотодиода устанавливаются красный и инфракрасный светодиоды, которые испускают свет, отражающийся от кости и улавливаемый фотодиодом. Проходя через сосуды такой свет поглощается гемоглобином, причем молекулы с кислородом и молекулы без кислорода по-разному поглощают волны разной длины. Первые лучше поглощают красный свет, вторые — инфракрасный. Таким образом, для определения уровня насыщения крови кислородом достаточно узнать, сколько инфракрасного и красного света было поглощено гемоглобином. Схема работы такого устройства приведена на рис. 2.

Недостатком такого устройства является его неточность в условиях, когда исследование проводится при ярком свете, если объект, на который установлен датчик, находится в движении, если свет датчиков проходит через отражающие поверхности, если сам пульсоксиметр установ-

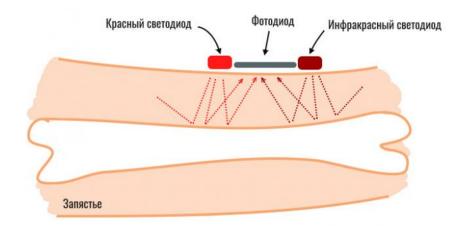


Рис. 2. Схема работы пульсоксиметров, основанных на отраженном свете

лен неправильно. Все эти условия могут встречаться на реальном производстве, что необходимо учесть при обработке данных с устройства. Кроме того, в некоторых чрезвычайных ситуациях показания пульсоксиметра могут быть ложными, например при отравлении угарным газом. Однако, несмотря на это, использование сатурации как одного из определяющих маркеров в совокупности является оправданным.

Ещё одним биомаркером, используемым в разработанной модели, является пульс. Пульс — это толчкообразные колебания стенок артерий, связанные с сердечными циклами. В более широком смысле под пульсом понимается любое изменение в сосудистой системе, связанное с деятельностью сердца. При этом средними нормальными показателями считается частота пульса от 60 до 100 ударов в минуту [4]. Следует отметить, что характеристика артериального пульса (т. е. полученного путем оценки количества сокращений стенок кровеносных сосудов) и характеристика «сердечного» пульса (измеряемого по электрической активности сердца) не совпадают между собой. Они имеют разную физиологическую природу, разную форму временной кривой, разный фазовый сдвиг и, как следствие, требуют разных методов регистрации и обработки. В данном исследовании использовалась характеристика артериального пульса.

При этом следует понимать, что изменения пульса сами по себе не могут быть средствами идентификации состояния носителя. Повышение пульса может быть связано с употреблением кофеин-содержащих продуктов, физической нагрузкой, применением некоторых препаратов, заболеваниями сердечно сосудистой системы, болезнями эндокринной

системы. К понижению пульса, в свою очередь, может привести прием медицинских препаратов, ряд инфекционных заболеваний, вегетативная патология нервной системы и др. Таким образом, данные по пульсу несут в себе в первую очередь уточняющий характер по отношению к остальным, а сам пульс является вспомогательной характеристикой.

Для измерения пульса в носимых устройствах используется оптический метод (фотоплетизмография). В нем сужение и расширение сосудов под действием артериальной пульсации вызывает соответствующие изменения амплитуды сигнала, получаемого фотоприемником. При этом важную роль играет длина волны сигнала. На сигналы с разной длиной по-разному влияют различные артефакты, такие как: движение, индивидуальные свойства кожи, толщина подкожного слоя жира и прочее. На рис. 3 представлена кривая поглощения света гемоглобином и основные спектры излучения фотоплетизмографических датчиков.

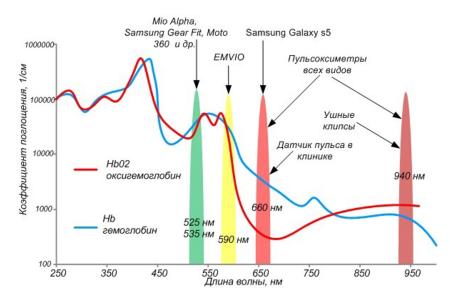


Рис. 3. Кривая поглощения света гемоглобином с указанием основных используемых спектров излучения фотоплетизмографических датчиков и устройств, в которых они применяются

Как видно из рисунка, оптимальными для решения задачи определения пульса являются значения длины волны в промежутке 500-600 нм. При этом чаще всего в современных носимых устройствах используются длины волны 525-535 нм (зеленый свет).

Последним из использованных в разработке биомаркеров стало давление. Кровяное давление – это то давление, которое кровь оказывает

на стенки сосудов. Данный маркер является параметром, характеризующим работу кровеносной системы, и определяется объемом крови, перекачиваемым за единицу времени сердцем, и сопротивлением сосудистого русла. В данной исследовательской работе под давлением подразумевается артериальное давление, формирующееся из пары значений: систолического давления (давления в момент сжатия сердца) и диастолического давления (давления в момент расслабления сердца). Давление может меняться вследствие смены времени суток, погоды, психологического состояния человека, приема препаратов или медикаментов, питания, физических нагрузок [5]. С его помощью удобно определять общую нагрузку на организм во время проведения работ и ответ организма на эту нагрузку. Таким образом, открывается возможность для формирования оптимальных условий труда.

Существует несколько методик по оценке давления с помощью носимых устройств, ниже приведем три наиболее распространённые:

- комбинирование с ЭКГ датчиком. Данная методика позволяет получить достаточно точный результат. Однако она сложна в реализации из-за необходимости наличия ЭКГ устройства;
- осциллометрический метод, применяемый также в медицинских тонометрах. Является наиболее точным из отобранных, однако в то же время наиболее трудных в реализации;
- расчет на основании данных с пульсометра и внесенных пользователем данных о росте, весе, возрасте, поле и т. д. Результаты, полученные таким образом, наименее точны и эффективны, но при этом такой вариант является самым простым в реализации и доступным. Используемые при разработке модели данные были получены именно таким образом.

Кроме непосредственно биологических маркеров были также задействованы маркеры деятельности человека. Для того чтобы определить, выполняет ли работник какую-то работу, были использованы показания встроенных в системы гироскопа и акселератора. Носимые устройства при этом размещались в браслетах на правой и левой руках испытуемого, что позволило получить данные о перемещении и повороте в пространстве обеих рук. Задачей такой классификации является определение действий, выполняемых человеком, таких как бег, ходьба, ручной

труд и т. д. В рамках исследовательской работы классификатор должен был определять в данных временные участки, на которых велись сварочные работы. Таким образом, категориями классификации были: «покой» и «сварка». При этом сварочные работы были выбраны потому, что имеют характерный паттерн движений, что упрощает работу по их распознаванию.

Полученные данные нуждались в очистке от шумов и выбросов. Для определения лучшей методики фильтрации была проведена проверка трех различных методик, включающих:

- фильтр нижних частот [6];
- медианный фильтр [7];
- фильтр Калмана [8].

В качестве отрезка данных, на котором будет проводиться визуализация результатов фильтрации, был выбран временной промежуток, в котором, согласно предоставленной разметке, проводилась сварка. На рис. 4 представлены в виде графика начальные данные. На графике прямая линия представляет собой периоды бездействия, выбросы на графике – периоды сварки.

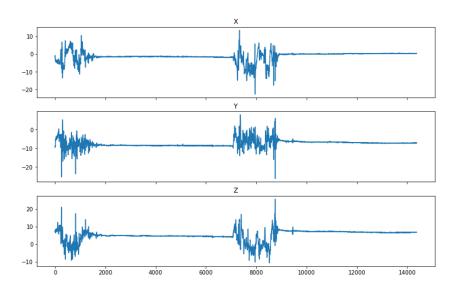


Рис. 4. Исходные данные, использованные для определения используемой методики фильтрации

Результаты работы фильтров можно увидеть на рис. 5, 6, 7. На этих рисунках соответственно представлены сравнения оригинальных дан-

ных и результатов работы фильтра нижних частот, медианного фильтра, фильтра Калмана.

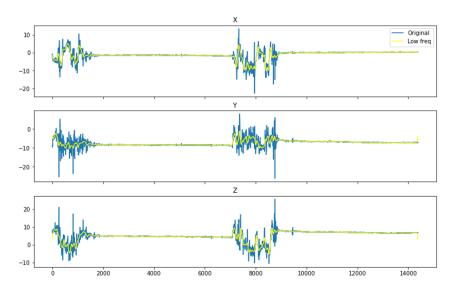


Рис. 5. Данные, полученные в результате использования фильтра низких частот, в сравнении с начальными данными

По полученным графикам можно сделать следующие выводы.

Фильтр нижних частот устранил точечные выбросы и низкочастотный шум, однако при этом была в значительной степени потеряна амплитуда изменений показаний, что в результате скажется на точности интерпретации данных.

Медианный фильтр усреднил показания датчиков на временной линии, при этом оставив видимыми основные точки с перепадами значений, однако амплитуда изменений показаний также была значительно изменена.

Фильтр Калмана показал наиболее точный результат, убрав большую часть низкочастотных шумов и устранив резкие точечные выбросы на временной линии, сохранив при этом амплитуду изменений показаний. Полученные с его помощью данные были максимально приближены к исходным, что должно положительно сказаться на точности работы классификатора. По этой причине был выбран именно этот метод фильтрации.

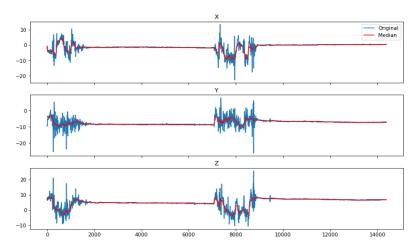


Рис. 6. Данные, полученные в результате использования медианного фильтра, в сравнении с начальными данными

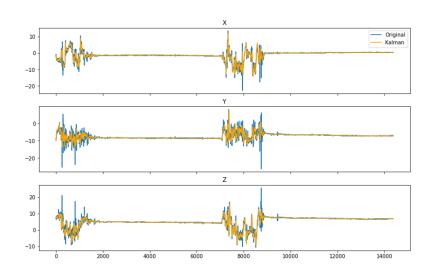


Рис. 7. Данные, полученные в результате использования фильтра Калмана, в сравнении с начальными данными

После обработки данные необходимо классифицировать. Для этого было принято решение об использовании рекуррентных нейронных сетей. Основанием для этого послужил ряд уже проведенных исследовательских работ, таких как «Всестороннее исследование распознавания активности с использованием акселерометров» (анг. A Comprehensive Study of Activity Recognition Using Accelerometers), где проводился анализ методов распознавания активности человека. Особое внимание в работе уделено сетям с долгой краткосрочной памятью (анг. Long short-

term memory, LSTM [9]) и сравнению их со сверточными сетями на примере трех различных наборов данных. При этом LSTM-сеть продемонстрировала большую точность и качество распознавания активности [10]. К схожим результатам пришли исследователи в работе «Использование LSTM-сетей для обработки данных акселерометра» (анг. Using LSTM Neural Network to Process Accelerometer DATA), где было выявлено, что LSTM-сети имеют высокую сбоеустойчивость при решении задачи распознавания данных акселерометра и способны демонстрировать точность до 90 % [11].

Кроме характеристик точности и сбоеустойчивости были также учтены возможности распознавания не только набора характерных движений, которые могут широко использоваться в работе, но и более общих, не специфических движений, выполняемых носителем акселерометра. Для этого возможно применение более специализированных LSTM-сетей, например двунаправленной LSTM-сети. В исследовании «Распознавание человеческой активности на основе датчиков с использованием двунаправленной LSTM-сети для тесно связанных движений» (анг. Sensor Based Human Activity Recognition Using Bidirectional LSTM for Closely Related Activities) было проведено сравнение использования для таких задач стандартной LSTM-сети и её специализированной, двунаправленной версии, и специализированная версия продемонстрировала большую точность распознавания, достигающую 98 % [12]. Схожие [13] результаты были достигнуты и в других исследованиях.

Таким образом, на основании приведенных работ было принято решение об использовании в исследовании именно LSTM-сети для обработки данных акселерометра. В качестве функции потерь было принято решение об использовании «categorical\_crossentropy», наиболее подходящей для задачи классификации [14]. Для первичной модели использовалась модифицированная LSTM-модель, включающая двунаправленный слой. Обучение происходило в течение пяти эпох, размер одного «пакета» данных составлял 64 записи, в качестве набора данных валидации было использовано 10 % предварительно перемешанных данных. Данные были размечены идеально, результатом работы первичной модели стало значение функции потерь 0,3593, точность работы модели составила 0,8657. На рис. 8 представлена матрица опибок (англ. Confusion Matrix[15]) первичной модели. Как можно видеть из рисунка, сеть с высокой точностью различает состояние бега и перемещения пешком.

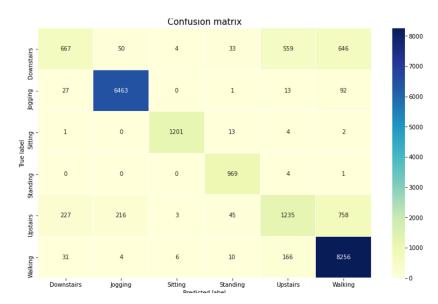


Рис. 8. Матрица ошибок первичной модели

С помощью рекуррентной нейронной сети в данных было обнаружено несколько интервалов, классифицированных как «сварка». При этом размеченные вручную интервалы данных классифицированы не были. На рис. 9 представлены такие интервалы.

Далее была обучена нейронная LSTM-сеть с теми же параметрами, но другими входными данными. Входными предикторами модели служили:

- Х,Ү,Z координаты гироскопа правой руки;
- Х,Ү,Z координаты гироскопа левой руки;
- X,Y,Z координаты акселерометра правой руки;
- X,Y,Z координаты акселерометра левой руки.

Объем входных данных составил 1393900 записей. На них были размечены участки, где велась сварка. Всего таких участков было 5, все они имели произвольную длину.

Результаты обучения модели показаны на рис. 10.

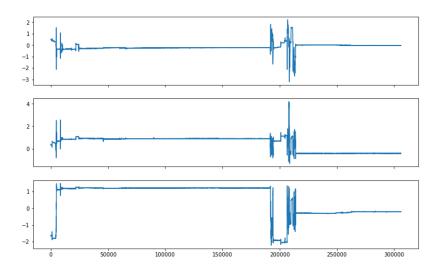


Рис. 9. Примеры интервалов, обнаруженных с помощью рекуррентной сети

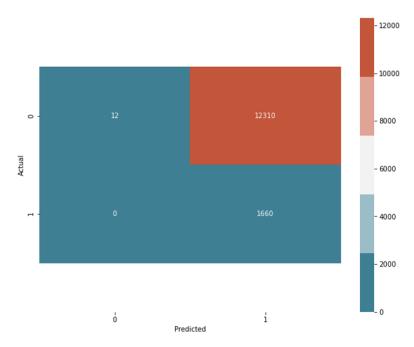


Рис. 10. Матрица ошибок обученной модели

Как видно из рисунка, модель переобучилась, выявив сварку на каждом отрезке. На рис. 11 и 12 представлены графики изменения точности и потерь модели.

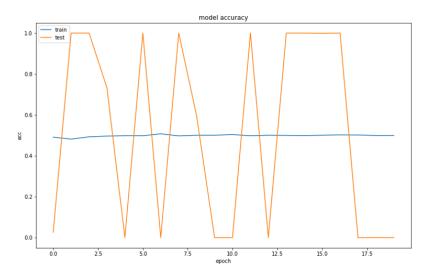


Рис. 11. График изменения значения точности модели

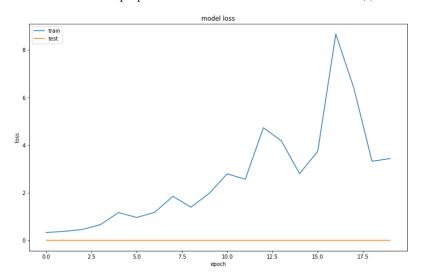


Рис. 12. График изменения значения функции потерь модели

Графики отчётливо демонстрируют, что переобучение модели началось с самых ранних эпох, что возможно из-за слишком большого числа предикторов [16]. В связи с этим было принято решение о реализации обучения с такими параметрами, чтобы переобучения было невозможно, а также о корректировке количества входных данных, влияющих на модель. Как показали дальнейшие исследования, в изменении этого параметра необходимость отсутствовала. Кроме того, в ходе исследования было выявлено негативное влияние количества эпох на результаты обучения: при приближении к 20 эпохам значительно падал параметр

val\_loss, демонстрирующий качество работы модели на неизученных данных. Подобное поведение характерно при оверфиттинге модели, потому для получения лучших результатов было принято решение о снижении количества эпох обучения. Дальнейшие исследования показали, что оптимальным является использование 10 эпох.

Результатом тестирования различных значений параметров обучения и количества входных данных стала модель со следующими характеристиками: шаг модели 100, длина отрезка 500 значений, количество эпох обучения 10. Входными предикторами модели служили координаты гироскопа и акселерометра правой и левой рук. Результат работы модели представлен на рис. 13.

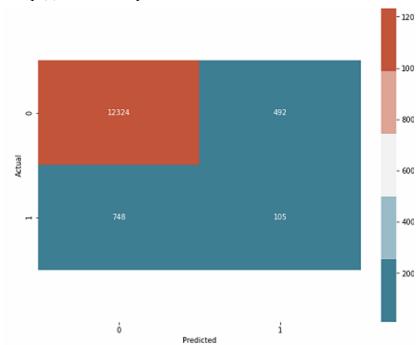


Рис. 13. Матрица ошибок итоговой модели

Данная модель показала точность оценки 0.8801, значение потерь составило 0,504. На рис. 14 представлен пример обнаруженного отрезка.

Как видно из рисунка, сеть определяет продолжительные участки без высоких колебаний. Данный паттерн движений характерен при деятельности, связанной со сваркой. Было принято решение оставить полученную модель в качестве финальной.

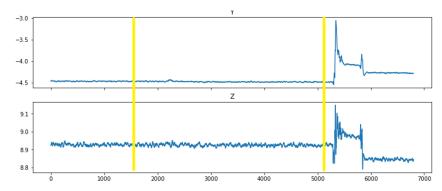


Рис. 14. Пример обнаруженного отрезка, относящегося к периоду времени, когда работник занимался сваркой

#### Результаты

Результатом данного исследования стало создание специальной двунаправленной LSTM-сети, предназначенной для определения деятельности оператора при сварке на основании данных с носимых устройств-браслетов со встроенными акселерометрами и гироскопами. Значимость полученного результата состоит в том, что полученная нейросеть позволит в дальнейшем выявлять периоды активности работника на предприятии, соотносить эти данные с биомаркерами и на основании этого проводить точную интерпретацию полученных результатов.

#### Заключение

В ходе проведения исследования были изучены различные биомаркеры и отобраны те из них, которые удовлетворяют требованиям, выставляемым целями исследования. Итоговыми биомаркерами стали: температура тела, сатурация, пульс, артериальное давление. В качестве маркеров деятельности были использованы показания акселерометра и гироскопа, расположенных в браслетах на правой и левой руках работника. Теоретическая значимость данного исследования заключается в формировании возможности изучения влияния окружающей и рабочей среды на сотрудников предприятия в условиях вредоносного производства. Собираемые с помощью носимых устройств статистические данные будут иметь меньшую точность, чем те, которые были получены в результате специальных обследований, однако они будут собираться в течение большего периода времени и охватывать различные виды деятельности сотрудников предприятия. В будущем будут проводиться дальнейшие исследования на данную тематику. Практическая значимость состоит в формировании набора требований к оборудованию, достаточному для получения приемлемой информации о медицинском состоянии работников предприятия.

Была разработана система оценки деятельности работника на базе двунаправленной LSTM-сети. Данная система позволяет с высокой точностью (88 %) определить периоды, когда работник занимается сваркой, а когда иной деятельностью. Практическая значимость данного исследования состоит в потенциальной возможности контроля деятельности работников предприятия.

Дальнейшие исследования будут направлены на объединение разработанной системы оценки деятельности работника и системы считывания биомаркеров в единую информационную модель оценки состояния оператора киберфизической системы. Такая модель позволит использовать технологии искусственного интеллекта для определения медицинского состояния работника на удаленном предприятии, учитывая при этом факторы окружающей среды и его непосредственной деятельности. Таким образом, информационные технологии позволят добиться улучшения качества жизни операторов и повышения их безопасности при работе даже в самых неблагоприятных условиях.

## Список источников

- 1. Биомаркеры индикаторы состояния здоровья [Электронный ресурс]. URL: https://medinteres.ru/interesnyie-faktyi/biomarkeryi.html (дата обращения: 28.03.2022).
- 2. Тепловая инерция температурных датчиков [Электронный ресурс]. URL: https://isup.ru/articles/16/15436/ (дата обращения: 28.03.2022).
- 3. О сатурации кислорода в крови [Электронный ресурс]. URL: https://aptstore.ru/articles/saturatsiya-kisloroda-v-krovi/ (дата обращения: 28.03.2022).
- 4. Пульсовое давление в крови [Электронный ресурс]. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/pulsovoe-davlenie-krovi-rol-v-gemodinamike-i-prikladnye-vozmozhnosti-v-funktsionalnoy-diagnostike (дата обращения: 28.03.2022).

- 5. Повышенное давление: причины и особенности лечения [Электронный ресурс]. URL: https://aptstore.ru/articles/povyshennoe-davlenie-prichiny-i-osobennosti-lecheniya/ (дата обращения: 28.03.2022).
- 6. Фильтры высоких и низких частот [Электронный ресурс]. URL: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/36102/1/978-5-7996-1577-2\_2015.pdf (дата обращения: 28.03.2022).
- 7. Медианная фильтрация [Электронный ресурс]. URL: https://ru.bmstu.wiki/Медианная\_фильтрация (дата обращения: 28.03.2022).
- 8. Фильтр Калмана [Электронный ресурс]. URL: https://habr.com/ru/post/166693/ (дата обращения: 28.03.2022).
- 9. A Guide to RNN: Understanding Recurrent Neural Networks and LSTM Networks [Электронный ресурс]. URL: https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm (дата обращения: 28.03.2022).
- 10. Niall Twomey, Tom Diethe, Xenofon Fafoutis, Atis Elsts, Ryan McConville, Peter Flach and Ian Craddock. A Comprehensive Study of Activity Recognition Using Accelerometers. URL: https://www.researchgate.net/publication/323847517\_A\_Comprehensive\_Study\_of\_Activity\_Recognition\_Using\_Accelerometers March 2018 doi: 10.20944/preprints201803.0147.v1
- 11. **Ivan Ozhiganov**. Using LSTM Neural Network to Process Accelerometer Data. URL: https://dzone.com/articles/using-lstm-neural-network-to-process-accelerometer 08.05.2017
- 12. **Arumugam Thendramil Pavai**. Sensor Based Human Activity Recognition Using Bidirectional LSTM for Closely Related Activities / California State University, San-Bernardino, Electronic Theses Projects and Dissertations 776 12.2018
- 13. Matthew Chin Heng Chua, Youheng Ou Yang, Hui Xing Tan, Nway Nway Aung, Jing Tian. Time Series classification using a modified LSTM approach from accelerometer-based data: A comparative study for gait cycle detection // Gait & Posture 74 09.2019 doi: 10.1016/j.gaitpost.2019.09.007

- 14. Categorical crossentropy loss function [Электронный ресурс]. URL: https://peltarion.com/knowledge-center/documentation/modeling-view/build-an-ai-model/loss-functions/categorical-crossentropy (дата обращения: 28.03.2022).
- 15. Confusion Matrix [Электронный ресурс]. URL: https://devopedia.org/confusion-matrix (дата обращения: 28.03.2022).
- 16. Переобучение [Электронный ресурс]. URL: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Переобучение (дата обращения: 28.03.2022).

# References

- 1. Biomarkery indikatory sostoyaniya zdorovya [Biomarkers health indicators] [Online]. Available at: https://medinteres.ru/interesnyie-faktyi/biomarkeryi.html (accessed: 28.03.2022).
- 2. Teplovaya inerciya temperaturnyx datchikov [Thermal inertia of temperature sensors] [Online]. Available at: https://isup.ru/articles/16/15436/ (accessed: 28.03.2022).
- 3. O saturacii kisloroda v krovi [About blood oxygen saturation] [Online]. Available at: https://aptstore.ru/articles/saturatsiya-kisloroda-v-krovi/ (accessed: 28.03.2022).
- 4. Pulsovoe davlenie v krovi [Pulse pressure in the blood] [Online]. Available at: https://cyberleninka.ru/article/n/pulsovoe-davlenie-krovi-rol-v-gemodinamike-i-prikladnye-vozmozhnosti-v-funktsionalnoy-diagnostike (accessed: 28.03.2022).
- 5. Povyshennoe davlenie: prichiny i osobennosti lecheniya [High blood pressure: causes and peculiarities of treatment] [Online]. Available at: https://aptstore.ru/articles/povyshennoe-davlenie-prichiny-i-osobennosti-lecheniya/ (accessed: 28.03.2022).
- 6. Filtry vysokix i nizkix chastot [High-pass and low-pass filters] [Online]. Available at: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/36102/1/978-5-7996-1577-2 2015.pdf (accessed: 28.03.2022).

- 7. Mediannaya filtraciya [Median filtering] [Online]. Available at: https://ru.bmstu.wiki/Медианная\_фильтрация (accessed: 28.03.2022).
- 8. Filtr Kalmana [Kalman filter] [Online]. Available at: https://habr.com/ru/post/166693/ (accessed: 28.03.2022).
- 9. A Guide to RNN: Understanding Recurrent Neural Networks and LSTM Networks [Электронный ресурс]. URL: https://builtin.com/data-science/recurrent-neural-networks-and-lstm (дата обращения: 28.03.2022).
- 10. Niall Twomey, Tom Diethe, Xenofon Fafoutis, Atis Elsts, Ryan McConville, Peter Flach and Ian Craddock. A Comprehensive Study of Activity Recognition Using Accelerometers. URL: https://www.researchgate.net/publication/323847517\_A\_Comprehensive\_Study\_of\_Activity\_Recognition\_Using\_Accelerometers March 2018 doi: 10.20944/preprints201803.0147.v1
- 11. **Ivan Ozhiganov**. *Using LSTM Neural Network to Process Accelerometer Data*. URL: https://dzone.com/articles/using-lstm-neural-network-to-process-accelerometer 08.05.2017
- 12. Arumugam Thendramil Pavai. Sensor Based Human Activity Recognition Using Bidirectional LSTM for Closely Related Activities. California State University, San-Bernardino, Electronic Theses Projects and Dissertations - 776 – 12.2018
- 13. Matthew Chin Heng Chua, Youheng Ou Yang, Hui Xing Tan, Nway Nway Aung, Jing Tian. Time Series classification using a modified LSTM approach from accelerometer-based data: A comparative study for gait cycle detection. Gait & Posture 74 09.2019 doi: 10.1016/j.gaitpost.2019.09.007
- 14. Categorical crossentropy loss function [Online]. Available at: https://peltarion.com/knowledge-center/documentation/modeling-view/build-an-ai-model/loss-functions/categorical-crossentropy (accessed: 28.03.2022).
- 15. Confusion Matrix [Online]. Available at: https://devopedia.org/confusion-matrix (accessed: 28.03.2022).

16. Pereobuchenie [Retraining] [Online]. Available at: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Переобучение (accessed: 28.03.2022).

Сведения об авторах / Information about authors Андрей Семенович Пенин / Andrey S. Penin Студент-магистр / Graduate student ВФГАОУ ВО «Национальный исследовательский университет ИТМО», Санкт-Петербург, Российская Федерация / ITMO University 125993, Россия, Москва, улица Тверская, дом 11 / 125993, Russia, Moscow, Tverskaya Street, 11

Никита Олегович Турсуков / Nikita O. Tursukov Программист / Programmer

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Российская Федерация / Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI» 197022, Россия, Санкт-Петербург, улица Профессора Попова, дом 5, литера  $\Phi$  / 197022, Russia, St. Petersburg, Professor Popova Street, 5, lit. F

Статья поступила в редакцию / The article was submitted 05.04.2022 Одобрено после рецензирования / Approved after reviewing 26.04.2022 Принято к публикации / Accepted for publication 26.04.2022