

Методы машинного обучения для распознавания эмоционального состояния абонента телекоммуникационных систем^{*}

А. В. Осипов^{1,||}, А. Е. Сапожников¹, Е. С. Плешакова^{1,||}, С. Т. Гатауллин^{1,||,|||}

¹ Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия

^{||} МИРЭА Российский технологический университет, Москва, Россия

^{|||} Центральный экономико-математический институт РАН, Москва, Россия

Аннотация. В статье описывается модификация капсульной нейросети, использующая оконное преобразование Фурье (WFT)-2D-CapsNet, которая позволила по графику фотоплетизмограммы (ФПГ) с точностью 82% выявить состояние паники-ступора, не позволяющее человеку принимать логически обоснованные решения. При синхронизации смарт-браслета со смартфоном метод позволяет в режиме реального времени отслеживать подобные состояния, что позволяет реагировать на звонок телефонного мошенника при разговоре с абонентом.

Ключевые слова: робототехника, искусственный интеллект, нейронные сети, инженерия, CapsNet, смарт-браслет, фотоплетизмограмма, эмоциональное состояние.

DOI 10.14357/20718632240103

EDN IRVBHY

Введение

Цель и постановка задач

Влиянию эмоций на физиологические сигналы человека посвящено много научных исследований. Однако большинство из них сводится к лабораторным исследованиям с использованием большого количества датчиков и ряда ограничений, накладываемых на испытуемого [1, 2]. При этом классифицируется от двух до пяти эмоциональных состояний с точностью от 75% до 95%. Лишь немногие работы посвящены определению эмоционального состояния человека с помощью удобных мобильных устройств, которые используются постоянно, не принося

неудобств испытуемому [3]. Ограниченные размеры, небольшое количество биоритмов, которые можно эффективно получать с этих устройств, приводят к значительному уменьшению точности в среднем на 10%. Отметим, что в ряде работ приведены только качественные результаты. На снижение точности влияет также сложность получения и разметка датасета. Вне лаборатории трудно добиться контроля за испытуемым на должном уровне.

Целью исследований, результаты которых представлены в рукописи, является выявление состояния "паника-ступор" в режиме реального времени, на основе использования мобильных устройств регистрации состояния индивидуума.

* Статья подготовлена в рамках государственного задания правительства Российской Федерации Финансовому университету на 2022 год по теме «Модели и методы защиты текстов в рамках противодействия телефонному мошенничеству» (ВТК-ГЗ-ПИ-30-2022).

В ходе исследований решались следующие задачи: выбрать устройства для отслеживания и фиксации биоритмов испытуемого, собрать и разметить датасет; подобрать способы предобработки и структуру нейросети, наиболее подходящие для осуществления классификации психологических состояний испытуемого, осуществить обучение и тестирование нейросети.

Для реализации первой задачи было выбрано устройство – смарт-браслет с возможностью его взаимодействия со смартфоном. Использование обычного смарт-браслета позволяет осуществить быстрое внедрение метода без вложения дополнительных средств в разработку устройства. Смарт-браслет в режиме реального времени получает биологический ритм человека – график фотоплетизмограммы и передает его на смартфон. Однако, реализация этой задачи усложняется тем, что собрать необходимую выборку для обучения нейросети не представилось возможным. Мы не можем запланировать звонок телефонного мошенника. В ходе исследований мы были вынуждены проверять гипотезу, согласно которой с помощью сеанса на полиграфе можно получить подобную психологическую реакцию испытуемого и отследить изменения в биоритмах. Для обучения нейросети использовалась фотоплетизмограмма, полученная с полиграфа. Временные отрезки психологических состояний испытуемого размечались оператором полиграфа совместно с психологом.

Отличие наших исследований от других работ сводится к тому, что мы подготовили и разметили датасет в лабораторных условиях с применением полиграфа и помощью профильных специалистов, а применили обученную нейросеть в реальных условиях с использованием смарт-браслета. Мы разработали капсульную сверточную нейросеть для выявления состояния "паника-ступор". Это позволило увеличить точность по сравнению с классическими сверточными нейросетями, обученными на нашем датасете, минимум на 5%, а по сравнению с наиболее точными методами, применяемыми в других исследованиях и работающими в «полевых условиях» для решения задач выявления той или иной эмоции у испытуемого в среднем на 3-5%.

Обученная нами нейросеть позволяет с точностью 82% по графику фотоплетизмограммы (ФПГ), снятому со смарт-браслета, в режиме реального времени выявлять психологическое состояние человека "паника-ступор". На практике это можно применить при борьбе с телефонными мошенниками, которые специально доводят человека до такого состояния с целью манипулирования им. Синхронизации смарт-браслета со смартфоном позволит заблокировать телефонный разговор или выполнить какие-нибудь другие действия по нейтрализации злоумышленника.

Обзор предметной области

Исследователи считают, что в противодействии преступлениям и правонарушениям в интернете наиболее значимым аспектом является эффективное сочетание используемых средств и ресурсов [4-10].

Например, в работе SunN, LinG, QiuJandRimbaP предлагают систему обнаружения спама в Твиттере в реальном времени, которая обеспечивает сбор данных о твитах, извлечение облегченных функций из конкретной учетной записи Твиттера, обучающую модель обнаружения и онлайн-визуализацию результатов обнаружения. В предложенной системе модели, обучаются на основе 1.5 миллионов общедоступных твитов и девять основных алгоритмов. Эмпирические результаты подтверждают, что модель может обеспечить удовлетворительную производительность на основе наших наборов данных [11]. Н. Druckeretal изучил использование машины опорных векторов (SVM) для классификации электронной почты как спама или неспама, и оценили производительность нескольких моделей машинного обучения и классификации на основе правил, включая алгоритмы SVM, Ripper и Rocchio [12].

Методы обнаружения спама на основе содержания включают метод TF-IDF, который является одним из самых популярных методов извлечения содержимого. Этот метод сначала идентифицирует повторяющиеся выражения, а затем классифицирует на группы спама и не спама [13-14].

Наша работа базируется на гипотезе, что психологическое воздействие, оказываемое на человека со стороны оператора полиграфа и со стороны телефонного мошенника, схожи. И в

том и другом случае манипулирование осуществляется человеком, выведенным из состояния психологического равновесия. В случае с полиграфом сама процедура способствует этому, а в случае с телефонным мошенничеством задача мошенника состоит в том, чтобы в течение нескольких секунд ввести абонента в такое же состояние, затронув болезненную для человека тему.

Машинное обучение и современные методы искусственного интеллекта могут быть эффективно использованы в системах противодействия телефонному мошенничеству [15-20]. Для автоматического распознавания болезней сердца по ЭКГ была разработана одномерная сеть глубоких капсул 1D-CADCapsNet [21-23].

Нами предлагается метод, выявляющий эмоциональное состояние говорящего, которое не может гарантировать его адекватное поведение. Для решения поставленной задачи мы используем фотоплетизограммы записанные со смарт-браслетов.

1. Капсульные сверточные нейронные сети

Капсульные сети (CapsNet), предложенные Сабуром и др. [24], оказали значительное влияние на область глубокого обучения. В отличие от обычных сверточных сетей (CNNs), капсульные сети поддерживают ориентационные отношения между объектами. Нам в первую очередь интересуют порядок расположения объектов, который не позволяет нам использовать обычные CNNs. Первоначальная модель капсульной сети впервые была применена Хинтоном Г. Э. и др. [25] к изображениям. Эта модель является нашей базой. Однако принимая во внимание специфику проблемы, его непосредственное использование нуждается в улучшении.

Для автоматического распознавания заболеваний сердца по ЭКГ была разработана одномерная сеть глубоких капсул 1D-CADCapsNet [26]. Авторы работы адаптировали базовую модель для обработки одномерных сигналов ЭКГ. Кроме того, модель была дополнена дополнительными слоями. Была достигнута чрезвычайно высокая точность - до 99,44%.

2. Наборы данных и экспериментальный протокол

В эксперименте участвовала группа испытуемых в составе 15 и 18 здоровых мужчин и женщин соответственно в возрасте от 18 до 30 лет без психиатрической или неврологической истории заболеваний. Все они заранее предоставили письменное информированное согласие.

При исследовании использовался полиграф и устройство, фиксирующее с запястья одноканальный сигнал ФПГ:

1. Полиграф Lafayette LX5000-SW с программным обеспечением LXSoftwareversion 11.9. Скорость передачи данных до 360 выборок в секунду по всем каналам, 24-битное аналого-цифровое преобразование. В комплекте прибора имеются фотоплетизмограф, пневмо-датчики брюшного и грудного дыхания и т.д.

2. Смарт-браслет с фотоплетизмографом с зеленым светодиодом (длина волны: 609 нм), 1 канал, частота дискретизации 125 Гц встроен в браслет.

Процедура сбора датасета.

1. Получение данных с полиграфа

а. Т.к. сбор датасета осуществляется в рамках мероприятия «Проверка сотрудников на лояльность по отношению к компании», мы практически не поменяли методику проведения сеанса на полиграфе, за исключением следующих моментов: до и после сеанса на полиграфе психолог имел возможность беседовать с испытуемым, психолог мог наблюдать за ходом проведения сеанса.

б. На полученной в ходе сеанса полиграмме оператором и психологом выделяются и характеризуются участки длительностью не менее 1 минуты и передаются для дальнейшей обработки.

с. С выделенных участков полиграммы берется график фотоплетизмограммы, который и будет в дальнейшем использоваться для обучения нейронной сети.

2. Получение данных с смарт-браслета.

а. Предварительно с испытуемыми договариваемся о том, что он постоянно будет носить смарт-браслет в течение испытательного периода и что сразу же после телефонного звонка от телефонного мошенника или другой стрессовой

ситуации он обязан прийти к психологу для фиксации прецедента.

б. Из беседы с испытуемым психолог характеризует его психологическое состояние на момент прецедента, устанавливается временной интервал прецедента, который фиксируется на графике фотоплетизмограммы со смарт-браслета. Выделенный участок фотоплетизмограммы сопоставляется с характеристикой психолога.

Инструменты обработки данных.

Для разработки алгоритма использовался язык программирования Python 3.9.13 и библиотека для машинного обучения PyTorch 1.13.1. Экспериментальная платформа была оснащена процессором Intel Core i7-9700K, графическим процессором GeForce RTX 2070 и 64 ГБ оперативной памяти.

Первичные данные.

На Рис. 1. Представлен внешний вид полиграммы с указанием используемых датчиков. Верхние два графика – графики дыхания, устанавливаемые на грудную клетку и на живот. Следующим графиком является электропроводимость кожи – очень важный график, реализовать который в нашем методе к сожалению не представляется возможным, однако он используется для формирования обучающей выборки

при установлении правильного результата. Нижний график – фотоплетизмограмма. Полиграф в наших исследованиях служит для формирования обучающих выборок. Все детекторы кроме ФПГ и датчиков дыхания предназначены для эксперта, размечающего данные. Оператор полиграфа по ходу эксперимента выделяет участки на полиграмме и характеризует состояние обследуемого. Особо выделяются переходные состояния. Например, переход от спокойного состояния к состоянию острого волнения.

2. 1. Преобразование графиков к 2D виду

Для анализа временных зависимостей на Рис. 1 использовалась нейросеть 2D-CapsNet, а данные графики были преобразованы к 2D виду с помощью оконного преобразования Фурье (Рис. 2). Для этого задавался изменяемый размер окна преобразования, равный 5 полным колебаниям на графике ФПГ. К окну применялось преобразование Фурье. Следующее окно сдвигалось относительно первого на одно колебание (перекрывание окон приблизительно 80%). Начало колебания определялось по максимальному значению на графике ФПГ на данном участке.

Для обучающей выборки количество отобранных окон составляло 64.

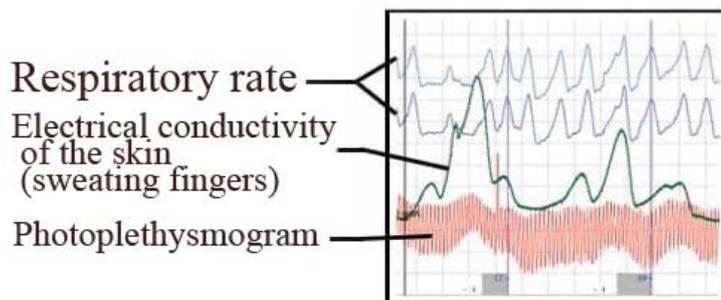


Рис. 1. Полиграмма с указанием используемых датчиков

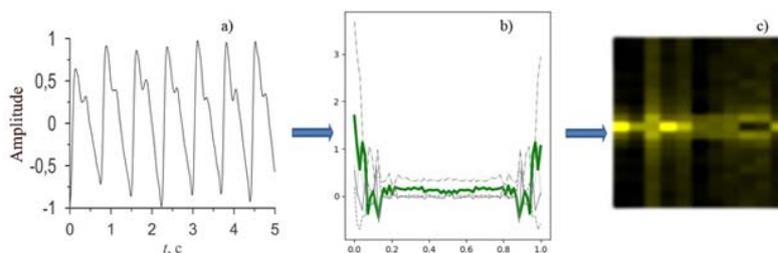


Рис. 2. Приведение первичных данных ФПГ к 2D виду

а) анализируемый график ФПГ; б) графики частотного спектра; в) по графикам частотного спектра строилась тепловая карта WFT

Для создания графиков частотного спектра (Рис. 2, а) использовалась библиотека `pythonsci-py.fftrack`; сигнал разбивался на 64 окна с перекрытием 80%. Все абсциссы частотных спектров переводятся в интервал от 0 до 1 командой `linspace` библиотеки `pythonnumpy`. На тепловой карте WFT (Рис. 2, с) каждый график – это столбец в изображении.

На Рис. 3. представлен процесс получения 2D модели состояния человека, используемый в дальнейшем в 2D-CapsNet. Два графика были предварительно нормализованы и наложены друг на друга. Полученный график представляет интерес вследствие синхронизации двух процессов (Рис. 3, а)

2.2. Capsulenetwork

Суть алгоритма CapsNet (Рис. 4) заключается в преобразовании нейронов из скаляра в вектор.

Это необходимо для уменьшения потерь информации и улучшения возможности извлечения признаков.

Мы используем нелинейную функцию сжатия, заданную выражением

$$v_j = \frac{\|s_j\|^2 s_j}{1 + \|s_j\|^2 \|s_j\|}, \quad (1)$$

где v_j - вектор выхода капсулы j , а S_j - ее вход. Окончательный выходной вектор v_j получается нелинейным отображением S_j .

Выходной вектор S_j представляет собой взвешенную сумму u_{ji}

$$s_j = \sum_i C_{ij} u_{ji}, \quad (2)$$

где C_{ij} – коэффициенты связи, определяемые алгоритмом динамической маршрутизации. Эти коэффициенты представляют собой распределение вероятностей для выхода капсулы низкого уровня, на который они направляются в капсулы высокого уровня.

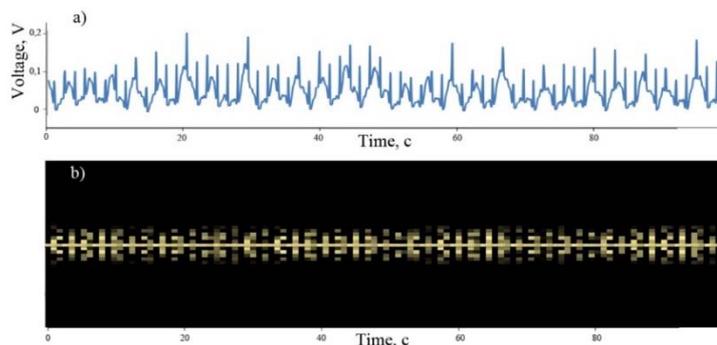


Рис.3. Предобработка графиков дыхания и фотоплетизмограммы

а) общий график дыхания и фотоплетизмограммы; б) тепловая карта оконного преобразования Фурье

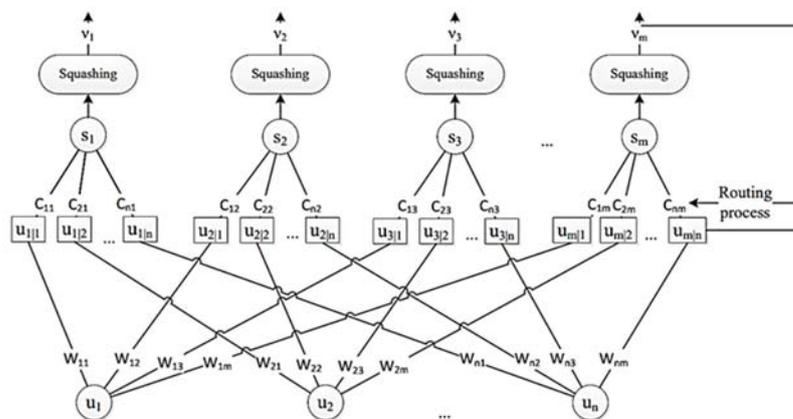


Рис. 4. Алгоритм динамической маршрутизации в CapsNet

$$u_{j|i} = W_{ij}u_i, \quad (3)$$

где u_i - i -ый нейрон в верхнем слое, W_{ij} — весовая матрица, $u_{j|i}$ — вектор предсказания:

$$C_{ij} = \frac{\exp(b_{ij})}{\sum_k \exp(b_{ik})}, \quad (4)$$

$$b_{ij} = b_{ij} + v_j u_{ji}, \quad (5)$$

где j обозначает j -й выходной нейрон. C_{ij} и b_{ij} определяются алгоритмом динамической маршрутизации.

Для классификации мы использовали капсульную сеть (CapsNet). На вход сети подается сигнал, а на выходе создаются абстрактные представления. В данной статье была разработана двумерная модель капсульной сети 2D-CapsNet для автоматического распознавания возникновения острого волнения (Рис. 5).

$$\text{PReLU}(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x > 0 \\ \alpha_i x, & \text{if } x \leq 0 \end{cases}, \quad (6)$$

где i представляет собой индекс канала, а α_i — обучаемый параметр. Мы использовали версию PReLU с общим каналом. Здесь доля канала означает, что коэффициент используется всеми каналами одного уровня. Начальному значению α_i присваивается значение 0,25. Значения b_k обновляются обратным распространением и оптимизируются одновременно во всех слоях. При обучении 2D-CapsNet используются следующие гиперпараметры: Batchsize – 50; Epochs – 30; learningrate – 0.0001; Optimizer–Adamoptimizer. Общая структура модели 2D - CapsNet представлена в Табл. 1. После первого слоя Conv2D входные изображения размером $32 \times 32 \times 3$ преобразуются в карты признаков размером

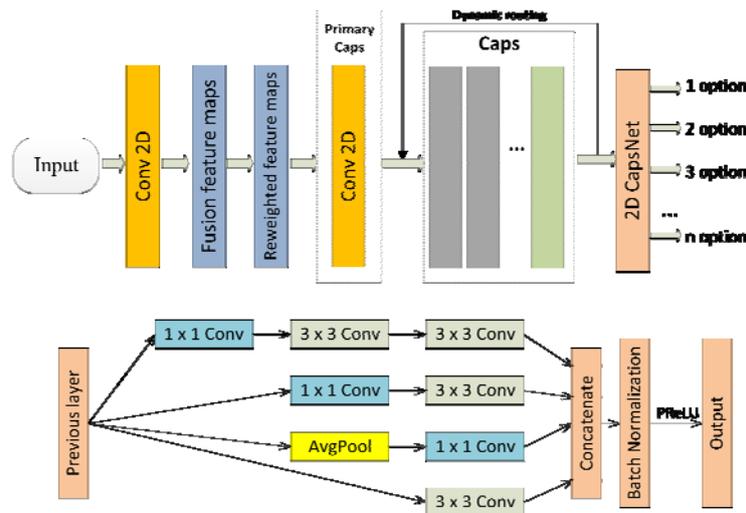


Рис. 5. Блочное представление сетевой модели 2D-CapsNet для автоматического определения острого волнения

Табл. 1. Слои модели 2D-CapsNet и различные параметры слоев

| N | Layer Name | Filter × Kernel Size | Dim × Num (capsules) | OtherParams | Output Size |
|---|-------------------------|-------------------------|-----------------------------------|----------------------------|---------------------------|
| 1 | Input Layer | - | - | - | $32 \times 32 \times 3$ |
| 2 | Conv2D | $128 \times 3 \times 3$ | - | strides = 2 act = PReLU | $16 \times 16 \times 128$ |
| 3 | Fusion feature maps | | | | $16 \times 16 \times 128$ |
| 4 | Reweighted feature maps | | | | $16 \times 16 \times 128$ |
| 5 | Primary Caps (Conv2D) | $128 \times 3 \times 3$ | $15 \times 15 \times 8 \times 16$ | strides = 2 | $15 \times 15 \times 128$ |
| 6 | DigitCaps | | $16 \times n$ | | $n \times 16$ |
| 7 | 2D-CapsNet | | | | n |

$16 \times 16 \times 128$, за которыми следует сеть улучшения признаков (Fusionfeaturemaps).

Базовый классификатор CapsNet состоит из трех частей:

1. Первичный капсульный слой (PrimaryCaps), представляющий собой улучшенный слой Conv2D, в котором 128 каналов преобразуются в 16 векторов длины 8.

2. Уровень цифровой капсулы (DigitCaps), который использует алгоритм динамической маршрутизации для преобразования выходных данных PrimaryCaps в n 16-мерных векторов капсулы, где алгоритм повторяется три раза, а n представляет количество определяемых состояний человека.

3. На выходе норма L2 вектора капсулы определяет окончательный результат классификации состояния человека.

Авторы статьи предлагают алгоритм выявления состояния острого волнения и классификации этого волнения (Рис. 6):

Шаг 1: Обработывается сигнал от полиграфа и смарт-браслета.

Шаг 2: Используя преобразование Фурье (WFT) для перевода графика ФПГ или других графиков полиграфа, выполняется перевод в 2D-изображение RGB определенного размера.

Шаг 3: Эти образцы изображений разделены на две части в соответствии с определенной пропорцией: обучающий набор и тестовый набор. Модель CapsNet обучается.

Шаг4: Тестовый набор вводится в обученную модель CapsNet для диагностики аномальных состояний.

Шаг 5: Отображаются результаты диагностики.

На Рис. 6 представлена модель классификатора, основанного на капсульной сверточной нейросети, которая одновременно обрабатывает результаты с двух каналов: график дыхания и фотоплетизмограммы.

4. Результаты

В процессе обработки результатов эксперимента рассмотрены отдельно 33 полиграммы испытуемых (15 мужчин и 18 женщин) в возрасте от 18 до 30 лет и ФПГ от этих же испытуемых, снимаемые непрерывно в течение месяца за исключением времени на сон. Полученные результаты использовались для обучения моделей (Табл. 2.)

Мы используем процедуру перекрестной проверки. Все имеющиеся данные разбиваются в нашем случае на 5 частей. Нейросеть обучается 5 раз. Каждая из пяти частей датасета один раз будет использована как тестовая. Полученные результаты объединяются. Это классический метод, позволяющий компенсировать небольшой объем датасета. Полученные результаты объединяются. Структура распределения данных обучения и тестирования показана на Рис. 7.

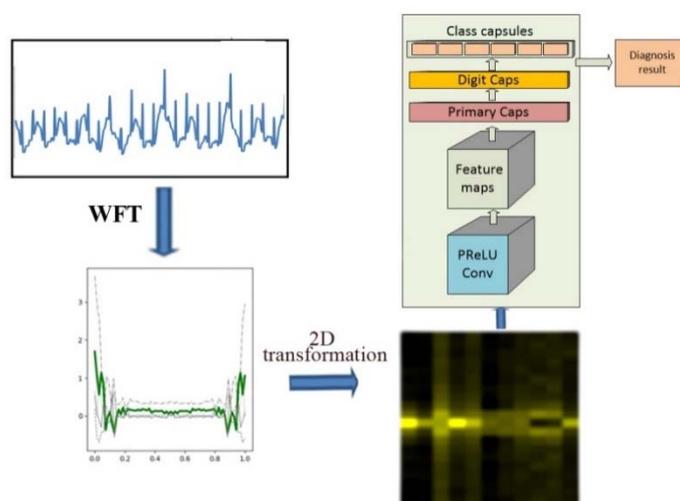


Рис. 6 Схема предлагаемого подхода к выявлению состояний острого волнения и случаев потери у человека логического мышления

Табл. 2. Количество образцов, используемых для определения перехода от спокойного состояния к состоянию острого стресса

| Тип диаграммы | Классификация диаграмм | Бинарная классификация диаграмм (2 и 3 состояние объединены) |
|---|------------------------|--|
| Переход испытуемого от спокойного состояния к состоянию острого стресса | 178 | 178 |
| Спокойное состояние испытуемого | 89 | |
| Состояние острого стресса испытуемого | 84 | 173 |



Рис. 7. Иллюстрация 5-кратного метода, используемого для оценки эффективности предлагаемого метода

Табл. 3. Метрики оценки качества классификации методов глубокого обучения

| NETWORKS | BASIC-DCNNs | VGGNET-16 | WFT - 2D-CAPSNET |
|-----------|-------------|-----------|------------------|
| Accuracy | 86,3% | 89,8% | 95,2% |
| Precision | 88,8% | 91,0% | 96,0% |
| Recall | 83,6% | 88,5% | 94,4% |
| F-score | 86,1% | 89,8% | 95,3% |

Мы сравнили метрики оценки качества классификации трех методов машинного обучения при выявлении перехода психологического состояния испытуемого к состоянию острого стресса. Методы Basic-DCNNs и VGGNet-16 широко используются в настоящее время и хорошо зарекомендовали себя для решения задач компьютерного зрения. Результаты показывают, что предложенный нами метод WFT - 2D-CapsNet значительно превосходит два других метода (Табл. 3). В среднем все метрики метода VGGNet-16 хуже на 5%, а метода Basic-DCNNs - на 10% хуже, чем предложенного нами метода WFT - 2D-CapsNet.

Для более подробного пояснения на Рис. 8 показана матрица ошибок для варианта WFT-2D-CapsNet, который показал самую высокую точность.

Дальнейшая обработка результатов будет производиться на его примере.

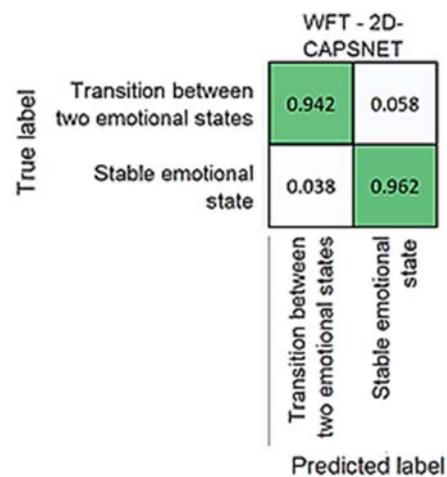


Рис. 8. Матрица ошибок для метода WFT - 2D-CapsNet

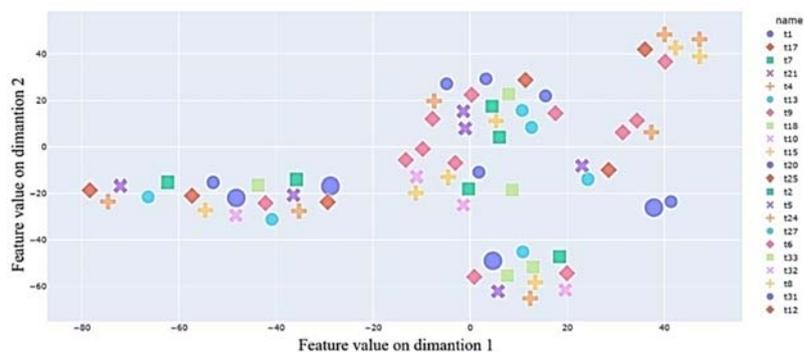


Рис. 9. Использование t-SNE для визуализации данных на уровне капсулы WFT -2D-CapsNet

Чтобы интуитивно понять различия данных между эмоциональными состояниями испытуемых, мы используем алгоритм t-SNE. Данные берутся на уровне капсулы класса WFT-2D-CapsNet, как показано на Рис. 9.

На Рис. 9 можно наблюдать несколько локализованных блоков. При проведении кластеризации элементы из них принадлежат каждый своему кластеру. С помощью метода K-means мы разбили все экспериментальные результаты на 3 кластера, каждый из которых был охарактеризован психологом по наиболее подходящему для этого кластера эмоциональному состоянию (волнение, тревога, паника-ступор). Обучающая выборка была перераспределена в соответствии с тремя новыми классами и произведено новое обучение нейросети 2D-CapsNet. На Рис. 10 показана матрица ошибок для метода WFT-2D-CapsNet.

| True label \ Predicted label | Excitement | Anxiety | Panic-stupor | Stable emotional state |
|------------------------------|------------|---------|--------------|------------------------|
| Excitement | 0.89 | 0.06 | 0.00 | 0.05 |
| Anxiety | 0.08 | 0.84 | 0.08 | 0.00 |
| Panic-stupor | 0.00 | 0.14 | 0.86 | 0.00 |
| Stable emotional state | 0.08 | 0.00 | 0.00 | 0.92 |

Рис. 10. Матрицы ошибок для методов WFT - 2D-CapsNet

Из полученных результатов нас прежде всего интересует класс «Паника-ступор». В этот класс попало 32 состояния из 351 исследуемого (Табл. 2). Именно при таком состоянии, исследуемый теряет контроль над собой.

На ФПГ (Рис. 2) была обучена нейронная сеть WFT - 2D-CapsNet. Она использовала бинарную классификацию «Паника-ступор» - «Любые другие состояния». На выборке с полиграфа она показала точность 89%. Это оказалось на 4% (85%) ниже, чем при обученной нейросети WFT - 2D-CapsNet, учитывающей показания датчика дыхания и ФПГ (Рис. 3).

Обученная на ФПГ нейросеть была использована для выявления состояния «Паника-ступор» из показаний смарт-браслетов испытуемых.

Анализу подвергались участки ФПГ с незначительными колебаниями амплитуды (большие колебания амплитуды вызваны такими процессами, как ходьба, резкое движение руки и т.п.). При оценке результатов точность выявления состояния «Паника-ступор» по показаниям смарт-браслета еще уменьшилась на 3% и составила 82%. Для более подробного пояснения на Рис. 11 (слева) показана матрица ошибок для этого случая.

Во время проведения эксперимента испытуемыми было зафиксировано шесть звонков телефонных мошенников, в рамках второй части эксперимента было произведено сопоставление результатов нейросетевого анализа и результатов интерпретации психолога, которое подтвердило пять правильных срабатываний предлагаемого авторами метода. На Рис. 11 (справа) показана матрица ошибок для этого случая.

| True label | | The overall result of the method application | | The subscriber's reaction to the call of telephone scammers | |
|--------------|--------------------------------|--|--------------------------------|---|--------------------------------|
| | | Panic-stupor | Everything except panic-stupor | Panic-stupor | Everything except panic-stupor |
| Panic-stupor | Panic-stupor | 0.80 | 0.20 | 0.75 | 0.25 |
| | Everything except panic-stupor | 0.16 | 0.84 | 0.00 | 1.00 |
| | | Predicted label | | | |
| | | Panic-stupor | Everything except panic-stupor | Panic-stupor | Everything except panic-stupor |

Рис. 11. Матрицы ошибок для метода WFT - 2D-CapsNet при выявлении у испытуемых эмоционального состояния «паника-ступор» по показаниям смарт-браслета

Заключение

В данной работе была показана эффективность использования методов машинного обучения для постоянного мониторинга состояния человека на предмет выявления "паники-ступора" с помощью смарт-браслета. При синхронизации смарт-браслета со смартфоном наш метод работает в режиме реального времени и с точностью 82% выявляет состояние человека, при котором он перестает адекватно реагировать на внешние воздействия (состояние "паника-ступор"). В работе мы показали, что это можно использовать при борьбе с телефонным мошенничеством. Предполагается, что при совпадении возникновения состояния "паники-ступора" у человека, в будущем будут применяться дополнительные меры по идентификации звонившего, фиксации разговора и использованию других методов противодействия злоумышленнику.

Точность полученных результатов метода была достигнута благодаря совместной работе психолога и оператора полиграфа, которые делали разметку датасетов с учетом интервью испытуемых. Что касается самого метода, была проделана следующая работа:

а) выбран и реализован метод предобработки – оконное преобразование Фурье;

б) подобран тип нейросетей, разработана структура 2D-CapsNet, которая при сравнении с классическими архитектурами нейронных сетей Basic-DCNNs и VGGNet-16 показала точность минимум на 6% выше;

с) произведено несколько вариантов обучения WFT - 2D-CapsNet с разным способом разметки датасета и разным количеством используемых параметров;

д) для выделения интересующего нас класса эмоциональных состояний «паника-ступор» мы предварительно на уровне капсулы класса «переход между эмоциональными состояниями испытуемых» WFT - 2D-CapsNet (Рис.8.) провели кластеризацию методом K-means и выделили нужный кластер.

Основные ограничения и более широкая применимость метода

На данном этапе исследования метод работает со смарт-браслетом с фотоплетизмографом с зеленым светодиодом. Особенность работы такого браслета заключается в том, что не всегда есть четкая фиксация датчика с кожей испытуемого. Кроме того, при резких движениях руки, при беге и т.д. получаемая ФПГ может резко менять свою амплитуду. Это сказывается на результате метода в сторону уменьшения точности на 10%. В дальнейших работах мы предполагаем рассмотреть дополнительные методы предобработки ФПГ. Для того, чтобы наш метод выявил состояние "паника-ступор", нужно чтобы оно продолжалось не менее 15 секунд.

Мы считаем, что наш метод может использоваться в комплексе с другими методами по борьбе с телефонным мошенничеством, например, можно совместно с отслеживанием эмоционального состояния абонента проводить еще и семантический анализ разговора его с телефонными мошенниками.

Вывод

Нами разработана и обучена нейросеть WFT - 2D-CapsNet, которая позволяет фиксировать психологическое состояние "паника-ступор" с помощью биоритмов, получаемых со смарт-браслета, синхронизированного со смартфоном в режиме реального времени. На данный момент точность фиксации этого состояния с помощью нашего метода составляет 82% (Accuracy–82,0%). Метод апробирован на фотоплетизмограммах людей, полученных со смарт-браслета во время их разговора с телефонными мошенниками.

В дальнейшем предполагается увеличить датасет за счет увеличения количества испытуемых. Это позволит улучшить качество классификации. На данный момент этот метод можно использовать в ансамбле уже существующих методов борьбы с телефонным мошенничеством.

На данном этапе исследования разработанный нами метод фиксирует возникновение у человека состояния "паника-ступор". В продолжение текущего исследования мы разрабатываем систему оповещения пользователя смарт-браслета синхронизированного со смартфоном, блокирования звонка, сообщения специальным органам о наличии такого звонка.

Литература

1. SujaSreeithPanicker, Prakasam Gayathri, A survey of machine learning techniques in physiology based mental stress detection systems, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Volume 39, Issue 2, 2019, Pages 444-469, ISSN 0208-5216, <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2019.01.004>.
2. Qi Li, Yunqing Liu, Fei Yan, Qiong Zhang, Cong Liu, Emotion recognition based on multiple physiological signals, *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 85, 2023, 104989, ISSN 1746-8094, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104989>.
3. Angelo Costa, Jaime A. Rincon, Carlos Carrascosa, Vicente Julian, Paulo Novais, Emotions detection on an ambient intelligent system using wearable devices, *Future Generation Computer Systems*, Volume 92, 2019, Pages 479-489, ISSN 0167-739X, <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.038>.
4. Richardson J. Is there a silver bullet to stop cybercrime? *Computer Fraud & Security*, 2020.
5. Bojarski, K. (2015). Dealer, hacker, lawyer, spy. Modern techniques and legal boundaries of counter-cybercrime operations. *The European review of organised crime*, 2(2), 25-50.
6. Chevrot A, Vernotte A, Legeard B. CAE: Contextual auto-encoder for multivariate time-series anomaly detection in air transportation. *Computers & Security*, 2022.
7. Al-Hashedi K, Magalingam P. Financial fraud detection applying data mining techniques: A comprehensive review from 2009 to 2019. *Computer Science Review*, 2021.
8. Feng W, Liu Sh, Cheng X. EagleMine: Vision-guided Micro-clusters recognition and collective anomaly detection/ *Future Generation Computer Systems*, 2021.
9. Shin S-Y, Kang Y-W, Kim Y-G. Android-GAN: Defending against android pattern attacks using multi-modal generative network as anomaly detector. *Expert Systems with Applications*, 2020.
10. Hilal W, Gadsden A, Yawney J. Financial Fraud: A Review of Anomaly Detection Techniques and Recen Advances. *Expert Systems with Applications*. 2022.
11. Ren, P., Xiao, Y., Chang, X., Huang, P. Y., Li, Z., Chen, X., & Wang, X. (2021). A comprehensive survey of neural architecture search: Challenges and solutions. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(4), 1-34.
12. Kenton JDMWC, Toutanova LK (2019) Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In: *Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies (NAACL-HLT)*, pp 4171–4186
13. Sun N, Lin G, Qiu J, Rimba P (2020) Near real-time twitter spam detection with machine learning techniques. *Int J Comput Appl*. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2020.1751387>
14. Drucker, H., Wu, D., & Vapnik, V. N. (1999). Support vector machines for spam categorization. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(5), 1048-105
15. Tong, X., Wang, J., Zhang, C., Wang, R., Ge, Z., Liu, W., & Zhao, Z. (2021). A content-based chinese spam detection method using a capsule network with long-short attention. *IEEE Sensors Journal*, 21(22), 25409-25420.
16. Chavez, A. (2020). TF-IDF classification based Multinomial Naïve Bayes model for spam filtering (Doctoral dissertation, Dublin, National College of Ireland).
17. Kovalchuk, M. V., & Kholodny, Y. I. (2020). Functional magnetic resonance imaging augmented with polygraph: new capabilities. In *Biologically Inspired Cognitive Architectures 2019: Proceedings of the Tenth Annual Meeting of the BICA Society* 10 (pp. 260-265). Springer International Publishing.
18. Cook, L. G., & Mitschow, L. C. (2019). Beyond the polygraph: Deception detection and the autonomic nervous system. *Federal Practitioner*, 36(7), 316.
19. Banham, M. R., Galatsanos, N. P., Gonzalez, H. L., & Katsaggelos, A. K. (1994). Multichannel restoration of single channel images using a wavelet-based subband decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 3(6), 821-833.
20. Guo, Y., & Li, B. Z. (2016). Blind image watermarking method based on linear canonical wavelet transform and QR decomposition. *IET image processing*, 10(10), 773-786.
21. Singh, K. R., & Chaudhury, S. (2016). Efficient technique for rice grain classification using back-propagation neural network and wavelet decomposition. *IET Computer Vision*, 10(8), 780-787.
22. You, N., Han, L., Zhu, D., & Song, W. (2023). Research on image denoising in edge detection based on wavelet transform. *Applied Sciences*, 13(3), 1837.
23. Sui, K., & Kim, H. G. (2019). Research on application of multimedia image processing technology based on wavelet transform. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019(1), 1-9.
24. Sabour S., Frosst N., Hinton G. E. Dynamic routing between capsules // *Advances in neural information processing systems*. – 2017. – T. 30. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1710.09829>.
25. Hinton G. E., Sabour S., Frosst N. Matrix capsules with EM routing // *International conference on learning representations*. – 2018. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27416.44800>.
26. Butun, E., Yildirim, O., Talo, M., Tan, R. S., & Acharya, U. R. (2020). 1D-CADCapsNet: One dimensional deep capsule networks for coronary artery disease detection using ECG signals. *Physica Medica*, 70, 39-48.

Осипов Алексей Викторович МИРЭА - Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация. Доцент. Кандидат физико-математических наук. Область научных интересов: информационная безопасность, искусственный интеллект, машинное обучение. E-mail: a.v.osipov@mtuci.ru

Сапожников Анатолий Евгеньевич. Финансовый университет при правительстве Российской Федерации, департамент Информационной безопасности, аспирант. E-mail 007.ts@mail.ru

Плешакова Екатерина Сергеевна МИРЭА - Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация. Доцент. Кандидат технических наук. Область научных интересов: информационная безопасность, машинное обучение. E-mail: espleshakova@fa.ru

Гатауллин Сергей Тимурович. Центральный экономико-математический институт РАН, Москва, Россия. МИРЭА - Российский технологический университет, Москва, Российская Федерация. Область научных интересов: математические методы принятия решений, экономико-математическое моделирование, информационная безопасность, машинное обучение, искусственный интеллект. E-mail: s.t.gataullin@mtuci.ru

Machine Learning Methods for Recognizing the Emotional State of a Telecommunications System Subscriber

A. V. Osipov^{1,II}, A. E. Sapozhnikov^I, E. S. Pleshakova^{1,II}, S. T. Gataullin^{I,II,III}

^I Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia

^{II} Russian Technological University, Moscow, Russia

^{III} Central Economics and Mathematics Institute of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Abstract. Human behavior in stressful situations depends on the psychotype, socialization on a host of other factors. Phone scammers build their conversation focusing on the behavior of a certain category of people. Previously, a person is introduced into a state of acute stress, in which his further behavior to one degree or another can be manipulated. We have developed a modification of the WFT capsular neural network - 2D-CapsNet, which allowed using the photoplethysmogram (PPG) graph to identify the state of panic-stupor with an accuracy of 82%, which does not allow him to make logically sound decisions. When synchronizing a smart bracelet with a smartphone, the method allows real-time tracking of such states, which makes it possible to respond to a call from a telephone scammer during a conversation with a subscriber.

Keywords: robotics, artificial intelligence, neural networks, engineering, CapsNet, smart bracelet, photoplethysmogram, emotional state.

DOI 10.14357/20718632240103 EDN IRVBHY

References

1. SujaSreeithPanicker, Prakasam Gayathri, A survey of machine learning techniques in physiology based mental stress detection systems, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, Volume 39, Issue 2, 2019, Pages 444-469, ISSN 0208-5216, <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2019.01.004>.
2. Qi Li, Yunqing Liu, Fei Yan, Qiong Zhang, Cong Liu, Emotion recognition based on multiple physiological signals, *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 85, 2023, 104989, ISSN 1746-8094, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104989>.
3. Angelo Costa, Jaime A. Rincon, Carlos Carrascosa, Vicente Julian, Paulo Novais, Emotions detection on an ambient intelligent system using wearable devices, *Future Generation Computer Systems*, Volume 92, 2019, Pages 479-489, ISSN 0167-739X, <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.038>.
4. Richardson J. Is there a silver bullet to stop cybercrime? *Computer Fraud & Security*, 2020.
5. Bojarski, K. (2015). Dealer, hacker, lawyer, spy. Modern techniques and legal boundaries of counter-cybercrime operations. *The European review of organised crime*, 2(2), 25-50.
6. ChevrotA, VernotteA, LegardB. CAE: Contextual auto-encoder for multivariate time-series anomaly detection in air transportation. *Computers & Security*, 2022.
7. Al-Hashedi K, Magalingam P. Financial fraud detection applying data mining techniques: A comprehensive review from 2009 to 2019. *Computer Science Review*, 2021.

8. Feng W, Liu Sh, Cheng X. EagleMine: Vision-guided Micro-clusters recognition and collective anomaly detection/ Future Generation Computer Systems, 2021.
9. Shin S-Y, Kang Y-W, Kim Y-G. Android-GAN: Defending against android pattern attacks using multi-modal generative network as anomaly detector. ExpertSystemswithApplications, 2020.
10. Hilal W, Gadsden A, Yawney J. Financial Fraud: A Review of Anomaly Detection Techniques and Recen Advances. ExpertSystemswithApplications. 2022.
11. Ren, P., Xiao, Y., Chang, X., Huang, P. Y., Li, Z., Chen, X., & Wang, X. (2021). A comprehensive survey of neural architecture search: Challenges and solutions. ACM ComputingSurveys (CSUR), 54(4), 1-34.
12. Kenton JDMWC, Toutanova LK (2019) Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In: Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies (NAACL-HLT), pp. 4171–4186
13. Sun N, Lin G, Qiu J, Rimba P (2020) Near real-time twitter spam detection with machine learning techniques. Int J Comput Appl. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2020.1751387>.
14. Drucker, H., Wu, D., & Vapnik, V. N. (1999). Support vector machines for spam categorization. IEEE TransactionsonNeuralnetworks, 10(5), 1048-105
15. Tong, X., Wang, J., Zhang, C., Wang, R., Ge, Z., Liu, W., & Zhao, Z. (2021). A content-based chinese spam detection method using a capsule network with long-short attention. IEEE SensorsJournal, 21(22), 25409-25420.
16. Chavez, A. (2020). TF-IDF classification based Multinomial Naïve Bayes model for spam filtering (Doctoral dissertation, Dublin, National College of Ireland).
17. Kovalchuk, M. V., & Kholodny, Y. I. (2020). Functional magnetic resonance imaging augmented with polygraph: new capabilities. In Biologically Inspired Cognitive Architectures 2019: Proceedings of the Tenth Annual Meeting of the BICA Society 10 (pp. 260-265). SpringerInternationalPublishing.
18. Cook, L. G., & Mitschow, L. C. (2019). Beyond the polygraph: Deception detection and the autonomic nervous system. FederalPractitioner, 36(7), 316.
19. Banham, M. R., Galatsanos, N. P., Gonzalez, H. L., & Katsaggelos, A. K. (1994). Multichannel restoration of single channel images using a wavelet-based subband decomposition. IEEE TransactionsonImageProcessing, 3(6), 821-833.
20. Guo, Y., & Li, B. Z. (2016). Blind image watermarking method based on linear canonical wavelet transform and QR decomposition. IET imageprocessing, 10(10), 773-786.
21. Singh, K. R., & Chaudhury, S. (2016). Efficient technique for rice grain classification using back-propagation neural network and wavelet decomposition. IET ComputerVision, 10(8), 780-787.
22. You, N., Han, L., Zhu, D., & Song, W. (2023). Research on image denoising in edge detection based on wavelet transform. AppliedSciences, 13(3), 1837.
23. Sui, K., & Kim, H. G. (2019). Research on application of multimedia image processing technology based on wavelet transform. EURASIP JournalonImageandVideoProcessing, 2019(1), 1-9.
24. Sabour S., Frosst N., Hinton G. E. Dynamic routing between capsules //Advances in neural information processing systems. – 2017. – T. 30. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1710.09829>
25. Hinton G. E., Sabour S., Frosst N. Matrix capsules with EM routing //International conference on learning representations. – 2018. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27416.44800>
26. Butun, E., Yildirim, O., Talo, M., Tan, R. S., & Acharya, U. R. (2020). 1D-CADCapsNet: One dimensional deep capsule networks for coronary artery disease detection using ECG signals. PhysicaMedica, 70, 39-48.

Osipov Alexey V. Moscow Technical University of Communications and Informatics, Moscow, Russian Federation. Candidate of Physical and Mathematical Sciences. Research interests: information security, artificial intelligence, machine learning. E-mail: a.v.osipov@mtuci.ru.

Sapozhnikov Anatoly E. Financial University under the Government of the Russian Federation, Department of Information Security, postgraduate student. E-mail 007.ts@mail.ru.

Pleshakova Ekaterina S. MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia, Moscow, Russian Federation. Candidate of Technical Sciences. Research interests: information security, machine learning. E-mail: espleshakova@fa.ru

Gataullin Sergey T. Central Economics and Mathematics Institute of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia. MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia, Moscow, Russian Federation. Research interests: mathematical methods of decision making, economic and mathematical modeling, information security, machine learning, artificial intelligence. E-mail: s.t.gataullin@mtuci.ru.