

УДК 004.855.5

ОЦЕНКА УСТАЛОСТИ ЧЕЛОВЕКА МЕТОДОМ АНАЛИЗА ФОТОГРАФИЙ ЛИЦА С ПОМОЩЬЮ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А. И. Байрамов¹, [0000-0003-4034-5313], Т. Р. Фасхутдинов², [0000-0002-7564-3073],

Д. М. Тимергалин³, [0000-0003-3765-4756], Р. Р. Ямиков⁴, [0000-0001-9240-5168],

В. Р. Муртазин⁵, [0000-0003-4217-8045], Н. А. Туманов⁶, [0000-0003-2372-4338]

¹⁻⁶ *Институт информационных технологий и интеллектуальных систем
Казанского (Приволжского) федерального университета*

¹bairamovazat@gmail.com, ²groboment@gmail.com, ³qwisan@gmail.com,

⁴jamrustem@yandex.ru, ⁵dweyker@bk.ru, ⁶grooov173@yandex.ru

Аннотация

Представлены решения проблемы распознавания усталости человека по изображению его лица. Сначала рассмотрены уже существующие алгоритмы, а затем предложена и реализована модель собственной архитектуры, основанная на нейронной сети ResNet-152v2. Были проведены эксперименты с двумя разными датасетами и представлены графики эффективности обучения нейросети. В заключении приведены итоговые показатели работы модели.

Ключевые слова: *Степень усталости, сверточные нейронные сети, машинное обучение, ResNet-152v2, оценка усталости по изображению лица, распознавание усталости, обработка изображений.*

ВВЕДЕНИЕ

В книге Э. Хуллермайера и М. Рифки [1] дано следующее определение: «Психическая усталость представляет собой психобиологическое состояние, вызванное длительными периодами вынужденной умственной активности, и имеет последствия для многих аспектов повседневной жизни». Было обнаружено [2], что на рабочем месте умственная усталость приводит к повышению риска ошибки. Такие ошибки могут привести к снижению производительности на рабочем месте, а также трагическим последствиям.

Одна из отраслей, в которой влияние усталости на безопасность уже давно признано, – это транспорт [3]. По оценке национального управления безопасности дорожного движения США, минимум 100 000 аварий ежегодно происходят из-за усталости водителя, в которых погибает около 1550 человек, получают ранения 71 000 человек [4]. В Российской Федерации, например, по данным статистики за 2017 год зарегистрировано около 126 000 дорожно-транспортных происшествий (ДТП), в которых каждое пятое возникает по причине усталости, а среди ДТП со смертельным исходом – каждое четвертое [5].

Исходя из приведенной статистики, можно сделать вывод, что проблема определения уровня усталости человека на рабочем месте актуальна и требует решения. Такое решение позволило бы, в частности, снизить риск несчастных случаев по причине утомления работника.

Для определения усталости существует множество признаков, и некоторые из них можно выявлять при помощи камеры [6]. На текущий момент времени методы распознавания лиц развиваются и используются в различных областях человеческой деятельности, включая обнаружение глаз при анализе лиц, отслеживание взгляда и т. д. Как правило, на первом этапе определяется местоположение лица, затем выделяются черты лица с очевидными краями, например, контуры глаз [7].

Целью данного исследования является создание программного продукта, определяющего усталость человека по фотографии с использованием сверточных нейронных сетей. Объектом исследования является детектирование признаков усталости (определение степени усталости) человека на рабочем месте.

ПРОБЛЕМА

В современном мире актуальна проблема повышенной утомляемости людей из-за чрезмерной нагрузки, а чем выше усталость человека, тем выше вероятность совершения им какой-либо ошибки. В некоторых сферах цена ошибки очень высока – она может привести к убыткам, а в худшем случае может нанести ущерб здоровью.

К личностным (психофизиологическим) причинам производственного травматизма условно можно отнести физические и нервно-психологические перегрузки работника, приводящие к его ошибочным действиям. Из-за утомления, вызванного большими физическими и умственными перегрузками, у человека уменьшается бдительность, что может привести к печальным последствиям не только на рабочем месте, но и после работы, например, по пути после работы [8].

Экспериментально доказано [9], что все аварии и несчастные случаи коррелируют с наступлением усталости, а средством противодействия развития усталости выступает фактор заинтересованности в работе. Поэтому можно утверждать, что на склонность к несчастным случаям влияет также уровень заинтересованности и удовлетворенности человека своей работой.

Усталость ведет к потере внимания и концентрации. Кроме того, уставший человек невольно пытается закончить порученную ему работу как можно быстрее, что в сочетании с нашей привычкой работать в режиме аврала приводит к плачевным последствиям [10].

К сожалению, рабочие места не всегда соответствуют требованиям законодательства. Кроме того, работник может получить травму в результате причин субъективного характера. Например, усталость, головокружение, невнимательность, нестабильный эмоциональный фон — все эти причины могут быть источником производственной травмы [11]. В небезопасной рабочей среде и при комбинации названных факторов основной вопрос заключается не в том, произойдет ли на работе несчастный случай, а в том, как скоро он произойдет [12]. Поэтому, если вовремя определять усталость людей и не допускать их до рабочего процесса, то можно минимизировать последствия ошибок.

ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ

Множество готовых решений существует в автомобилестроении: многие компании-производители встраивают в свои автомобили системы определения усталости. Например, в некоторых моделях Toyota с 2008 года используется технология распознавания усталости по положению век [13].

Другое решение [13] используется в автомобилях Nissan: там система запоминает паттерн движения руля водителя в активном состоянии и сигнализирует об усталости, если обнаруживает отклонения от существующего паттерна.

Ещё одно решение [13] было предложено компанией Volkswagen. Их автомобили также отслеживают поведение руля, но кроме этого они используют системы наблюдения за нажатием педалей и систему слежения за полосой движения.

Также мы рассмотрели и изучили систему распознавания усталости под названием Perclos [14]. Эта система работает с веками человека, реагируя на их закрытие над зрачком с течением времени, на то, с какой скоростью они закрываются и открываются. Очень многие производители автомобилей используют данную систему, но не только как уникальную разработку, а интегрируют собственное программное обеспечение на основе данной технологии.

На первый взгляд, данное решение очень подходит для определения усталости, но в ходе исследования этой технологии мы выяснили, что у названной системы есть ряд недостатков.

Во-первых, это внешние факторы – пыль, недостаточное освещение, блики и перепады влажности. Все это, а также индивидуальное поведение глаз отдельного индивидуума может вызвать ошибочные результаты. Также для нашего решения определения усталости система Perclos [14] не подходит, так как данная технология определяет усталость в режиме реального времени, а мы решаем проблему с определением усталости в начале рабочего процесса [14].

Для распознавания усталости используется множество различных техник машинного обучения, которые обладают своими специфичными особенностями, преимуществами и недостатками. Достаточно полно специфика их применения рассмотрена в статье [15], где осуществлен обзор основных 8 способов машинного обучения, применяемых для детектирования усталости:

1. Методы на основе локальных бинарных шаблонов отличаются высокой эффективностью вычисления, однако автоматическая локализация лица может обладать недостаточной точностью.

2. Схожим недостатком обладает и метод обнаружения краев Собеля (см. [15]), который определяет область лица целиком, с дальнейшим выделением границ глаз. Способ позволяет идентифицировать края и их ориентации, однако невозможно добиться точного распознавания краев, а работа алгоритма требует длительного времени.

3. Следующий способ, рассмотренный в [15], – это использование признаков Хаара для обнаружения лица, с дальнейшим извлечением признаков глаз. Методика обладает высокой скоростью вычисления, также имеет высокую точность обнаружения и может позволить получить точный результат даже на засвеченном изображении. Главным недостатком является очень длительное время обучения.

4. Статическая Байесовская сеть использует для прогнозирования такие особенности, как движение глаз, движение головы, выражение лица и т. д. Достоинство метода заключается в том, что он обладает сходимостью сложности задачи, однако недостаток состоит в том, что автоматическое решение все равно вычислительно невыполнимо из-за огромного объема необходимых вычислений.

5. Техника оценивания взгляда обнаруживает зрачок глаза на основе извлечения таких признаков, как корень носа, кончик носа, нижняя часть лица, правый глаз, левый глаз. Она состоит из стадий распознавания зрачка, отслеживания взгляда, калибровки и установления его расположения. Отслеживание взгляда становится все более точным по мере построения большего количества выравненных фокусов. Однако отслеживание взгляда зависит от используемой методики точной корректировки.

6. Нечеткая экспертная система позволяет определить усталость по выражениям лица, например, движению глаз, закрытию глаз, зевоте. Техника имеет быструю скорость выдачи ответа и малые вычислительные затраты. Главным ограничением является требование большого объема мета-знаний экспертом для составления нечетких правил.

7. Анализ связанных компонент сосредоточен на извлечении признаков глаз: определяет области глаз, учитывая как локальную, так и глобальную информацию для сегментации, однако алгоритм работает в полуавтоматическом режиме, требуя пользовательского участия и экспертизы.

8. Сверточные нейронные сети (англ. CNN – convolutional neural networks) работают на основе таких признаков, как выражения лица, моргание, длительность закрытия глаз, зевота. Сети имеют высокую точность даже при проблемах с распознаванием изображений и способны к лучшей характеристике

изображения. Среди недостатков CNN выделяют высокую стоимость вычисления и требование большего числа тренировочных данных.

АРХИТЕКТУРА

Идея сверточных нейронных сетей состоит в чередовании сверточных и субдискретизирующих слоев. Каждый сверточный слой состоит из нескольких наборов нейронов. Каждый набор отвечает за свою карту признака (англ. feature map) – матрицу состояний нейронов набора и координат. Все нейроны набора имеют общий вектор весов, а их рецепторные поля расположены в разных местах, позволяя детектировать конкретный признак по всему изображению. Эти признаки комбинируются и снова используются в следующих слоях. Для обучения применяется алгоритм обратного распространения ошибок [16].

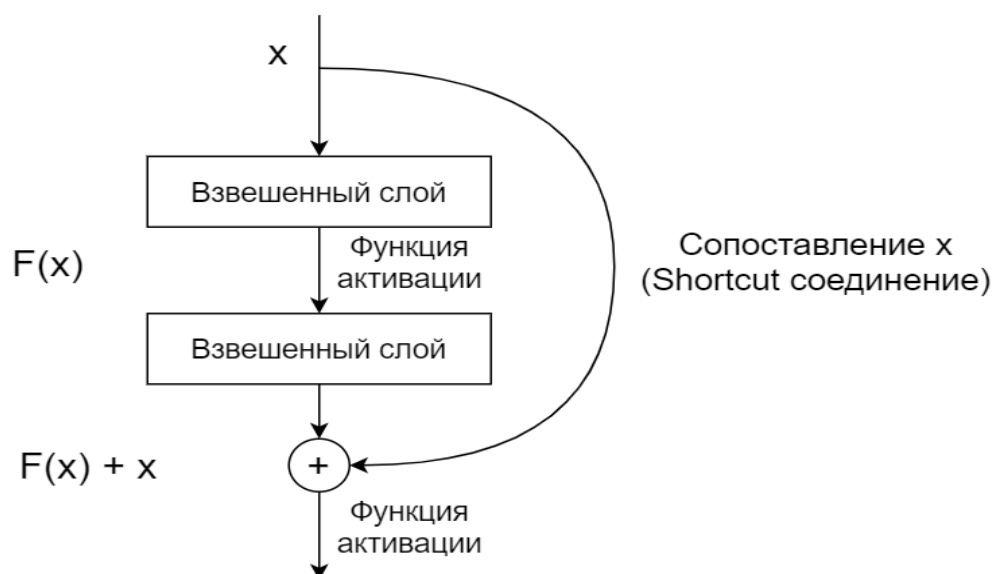


Рис. 1. Блок с shortcut соединением в нейросети ResNet

Было решено использовать нейросеть ResNet-152v2 [17]. Особенностью этой модели нейросети являются так называемые «соединения быстрого доступа» (shortcut connections), которые позволяют пропустить несколько слоев (Рис. 1). Таким образом, решается проблема других сверточных нейронных сетей, где с увеличением количества уровней точность сначала увеличивается, а затем начинает резко падать.

В используемой нами нейросети ResNet-152v2 мы указываем входные данные, а именно, отключаем верхний уровень нейронной сети (`include_top=False`),

устанавливаем предварительное обучение в imageNet (weights='imagenet') и дополнительный режим объединения (в том случае, если include_top имеет значение False) – pooling='avg'; avg означает, что глобальное среднее объединение будет применено к выходным данным последнего свёрточного блока, таким образом, выходом модели будет двухмерный тензор. Использовались функция потерь – категориальная перекрестная энтропия, алгоритм оптимизации Адам [18] и функция активации softmax [19].

В конечном решении использовался размеченный датасет “fatigue detection” [20]. Он включает в себя наборы фотографий людей для обучения, тестирования и использования нейросети. Каждый набор разделен на три класса: бодрствующий, невнимательный, уставший. Соответственно программа решает задачу классификации для этих трех классов. Всего в датасете насчитывается около 4 тыс. фотографий людей с разным уровнем освещения, положением головы и направленностью взгляда.

Вся разработка проводилась в Google Colaboratory [21]. Данный сервис был выбран из-за удобства совместной разработки и доступа к удаленным ресурсам, на которых запускается код.

При разработке нейронной сети использовалась библиотека Keras [22]. Keras — это открытая библиотека для машинного обучения, которая позволяет легко использовать фреймворк TensorFlow [23]. Она содержит в себе множество уже готовых нейронных сетей, в том числе и ResNet-152v2. Это очень облегчает процесс описания архитектуры нейронной сети.

Также использовалась библиотека dlib для предобработки входных данных (фотографий). Перед подачей изображения непосредственно на саму нейросеть оно нормируется. На первом этапе при помощи метода “get_frontal_face_detector” определяется расположение лица на фотографии, затем лишняя часть обрезается и фото масштабируется до 250 пикселей с каждой стороны.

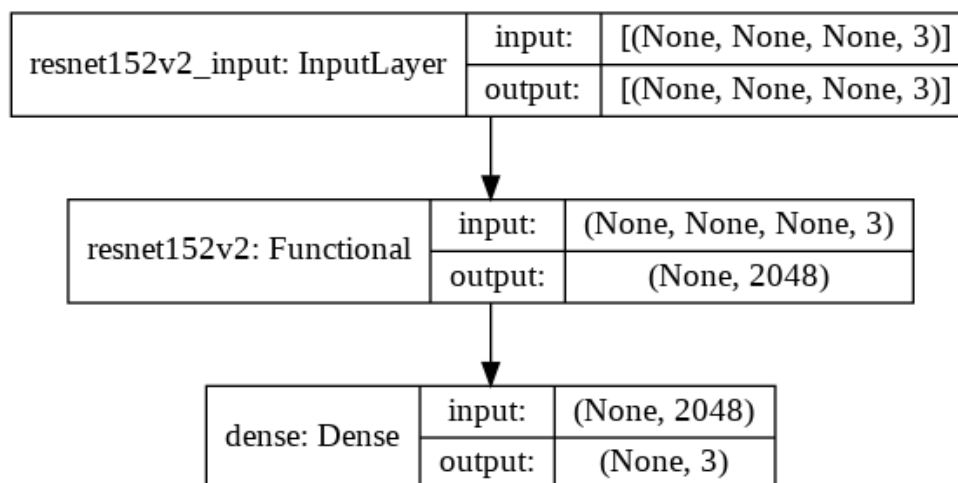


Рис. 2. Визуализация модели нейронной сети

Поверх нейронной сети ResNet-152v2 (Functional) были добавлены 2 слоя. Первый – InputLayer – является входным слоем, который принимает данные о изображении. Его размерность составляет 250x250x3, что соответствует размеру изображения 250x250 и 3 для кодирования RGB-цвета. Второй и последний слой Dense – это выходной слой. Его размерность составляет 3, что соответствует 3 степеням усталости. “None” в кортежах входных данных означает, что размерность явно не определена изначально и задается валидационными данными.

На рисунках 3 и 4 изображены процессы обучения и использования нейронной сети.



Рис. 3. Общий процесс обучения нейронной сети

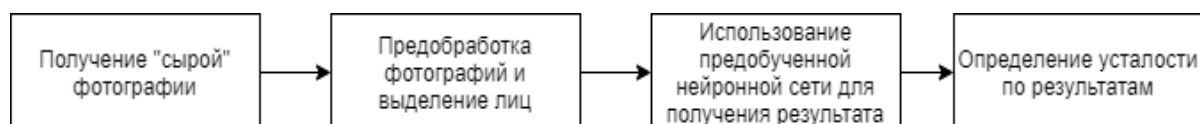


Рис. 4. Процесс использования нейронной сети

Нейросеть обучалась максимум до 100 эпох с использованием критерия ранней остановки, равного 10 эпохам: если в течение них минимальное значение функции потерь на валидационных данных не уменьшалось, то обучение останавливалось. Вдобавок было использовано уменьшение скорости обучения: если

при 5 эпохах значение потерь валидационных данных слабо уменьшалось, то скорость обучения снижалась в 5 раз.

ОБОСНОВАНИЕ

Использование CNN мотивировано специализированностью нейросетей данной архитектуры на обработке изображений. Не нужно выделять признаки вручную; инвариантность для сдвигов и искажений; учитываются структурные особенности изображения; общие веса позволяют снизить их количество, меньшее, по сравнению с полносвязной нейронной сетью; количество связей между нейронами увеличивает производительность системы [16].

Рассмотренные выше существующие решения обладают рядом особенностей, которые снижают для нас ценность использования этих решений до минимума. Например, предложенные автомобильные системы по распознаванию усталости водителей имеют существенное ограничение: используются такие данные, как положение руля или шаблоны езды. Система Perclos [14], обнаруживающая сонливость, путем отслеживания положения век имеет достаточно спорную надежность и предполагает сбор данных в течение длительного времени. Для нас критично иметь программное решение, обладающее достаточно надежной степенью определения усталости в условиях высокой скорости распознавания, ограничения на число изображений и открытого доступа к исходному коду.

На основе сравнения существующих решений, названных выше, и особенностей предложенной нами архитектуры проекта можно обозначить как предполагаемые достоинства, так и недостатки решения, представленного нами. Разработанное решение имеет достаточно неплохую точность (accuracy – 87%). Главным его достоинством можно обозначить наличие исходного кода программной системы в открытом доступе, доступного для использования, модификации [24] и обновления для всех желающих.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Варианты предобработки

Первоначально для нормирования входных фотографий использовалась библиотека OpenCV для предобработки входных данных (фотографий). На первом этапе определялось расположение лица и глаз по признакам Хаара. По координатам глаз происходило горизонтальное выравнивание, и обрезалась лишняя часть без лица. Разрешение изображения масштабировалось до 250 пикселей с каждой стороны.

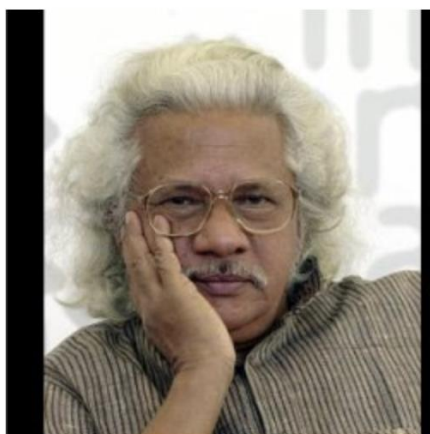
В ходе тестирования выяснилось, что фотографии не всегда выравниваются корректно. Для решения этой проблемы было использовано стороннее решение с применением библиотеки dlib. Такое решение лучше определяет расположение лиц, но не выравнивает лица по глазам, что нивелируется новым датасетом, в котором фотографии уже выровнены. Использование такого варианта хорошо сказалось на результатах и повысило точность с 70% до 87%.

Эксперименты с датасетом LFW

Изначально для обучения и тестирования нейросети был выбран датасет LFW [25]. Он содержит около 13 тысяч нормализованных неразмеченных изображений лиц разных людей, что вызвало необходимость разработать сервис для разметки фотографий вручную. Фотографии разделялись на 6 классов степеней усталости: от 0% до 100% с шагом в 20%.

Данный сервис [26] представлял собой веб-приложение, которое позволяло загружать неразмеченные изображения и после оценивать их. Весь результат можно скачать архивом для дальнейшей работы с уже размеченным датасетом.

Оцените изображение



Выберите коэффициент усталости



Рис. 5. Пример оценки изображения

Как показали результаты обучения, качество разметки было неудовлетворительным, и нам не удалось достигнуть приемлемых результатов точности на проверочной выборке, что отображено на рисунке 6. К недостаткам данного датасета также можно отнести малое количество изображений критически усталых людей, обнаружение которых является критичным в условиях реальной эксплуатации.

На рисунке 6 показаны конечные результаты данного эксперимента. По горизонтальной оси указано количество эпох, по вертикальной – точность распознавания усталости, оранжевая и синяя линии – тренировочная и валидационная выборки фотографий соответственно.

Как мы можем видеть, валидационная выборка достигла точности определения усталости в 20%, что является слабым результатом и мало отличается от статистической погрешности в 16.7%. В последствии было принято решение сменить датасет.

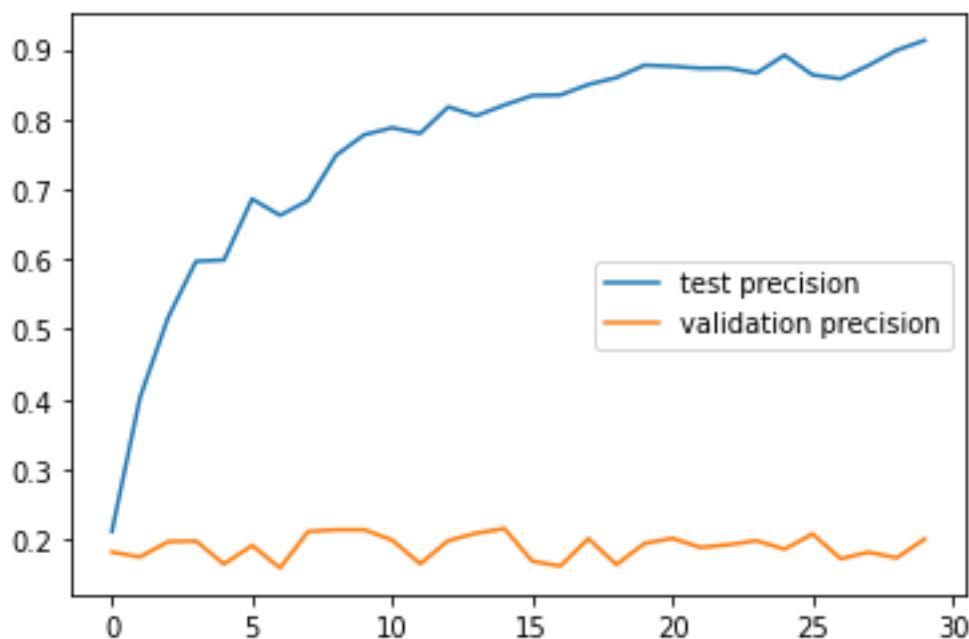


Рис. 6. Результаты обучения нейросети на самодельном датасете, ось абсцисс – количество эпох, ось ординат – показатель точности

Эксперименты с датасетом “fatigue detection”

Нейронная сеть на базе ResNet-152v2 была обучена на выборке, состоящей из 3513 размеченных фотографий. Эксперимент проводился на тестовой выборке размером в 394 фотографии.

На рисунке 7 показаны конечные результаты данного эксперимента. По горизонтальной линии указано количество эпох, по вертикальной – точность распознавания усталости, оранжевая и синяя линии – тренировочная и валидационная выборки фотографий соответственно. Как мы можем увидеть, валидационная выборка имеет лучшую точность определения усталости – 0.87, что является хорошим результатом.

На рисунке 8 изображены изменения ошибки в процессе обучения. Как видно на графике, на валидационных данных значение ошибки перестает существенно изменяться на 50-й эпохе.

На рисунке 9 показаны результаты точности (precision) валидационной выборки после обучения. По графику можно заметить, что с увеличением количества эпох точность распознавания усталости растет и достигает 0.88 на лучшей эпохе.

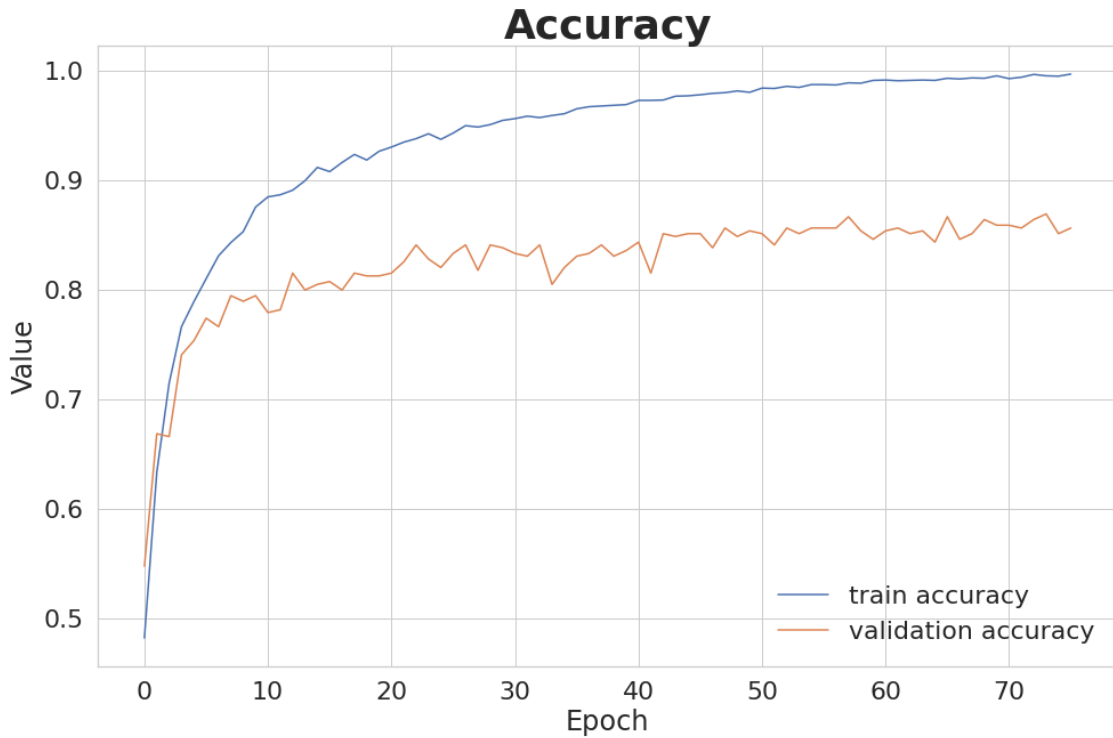


Рис. 7. Результаты точности (ассурасу) на тренировочной и валидационной выборках после обучения

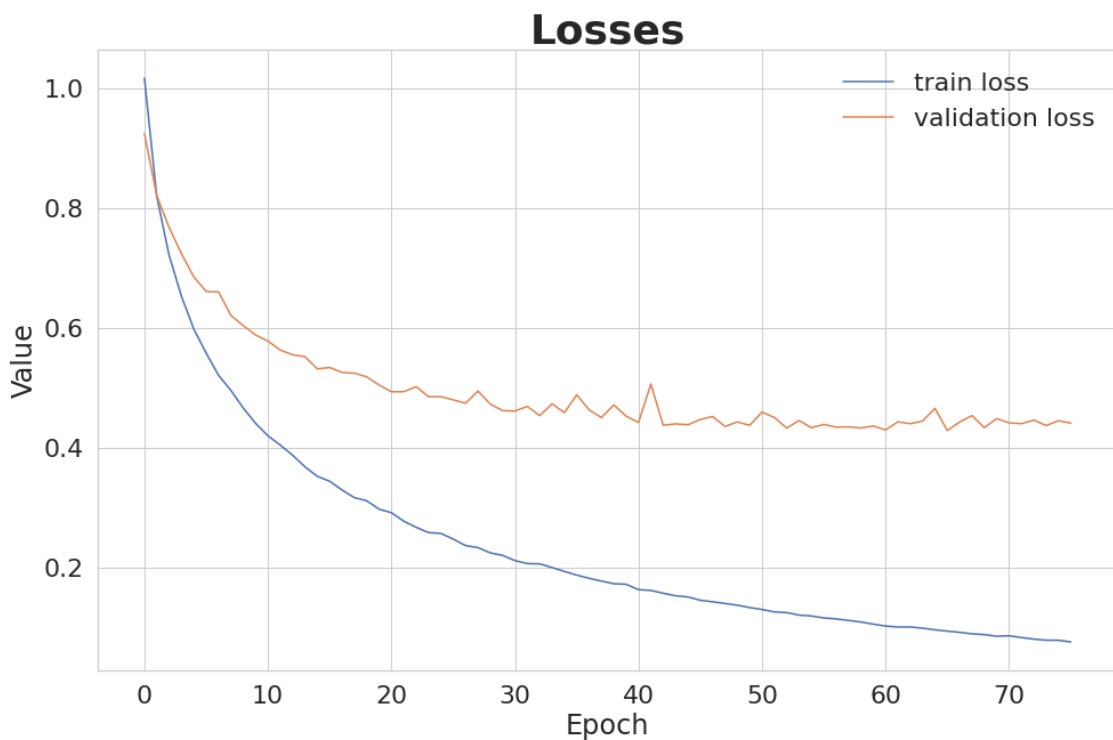


Рис. 8. Результаты ошибки на тренировочной и валидационной выборках после обучения

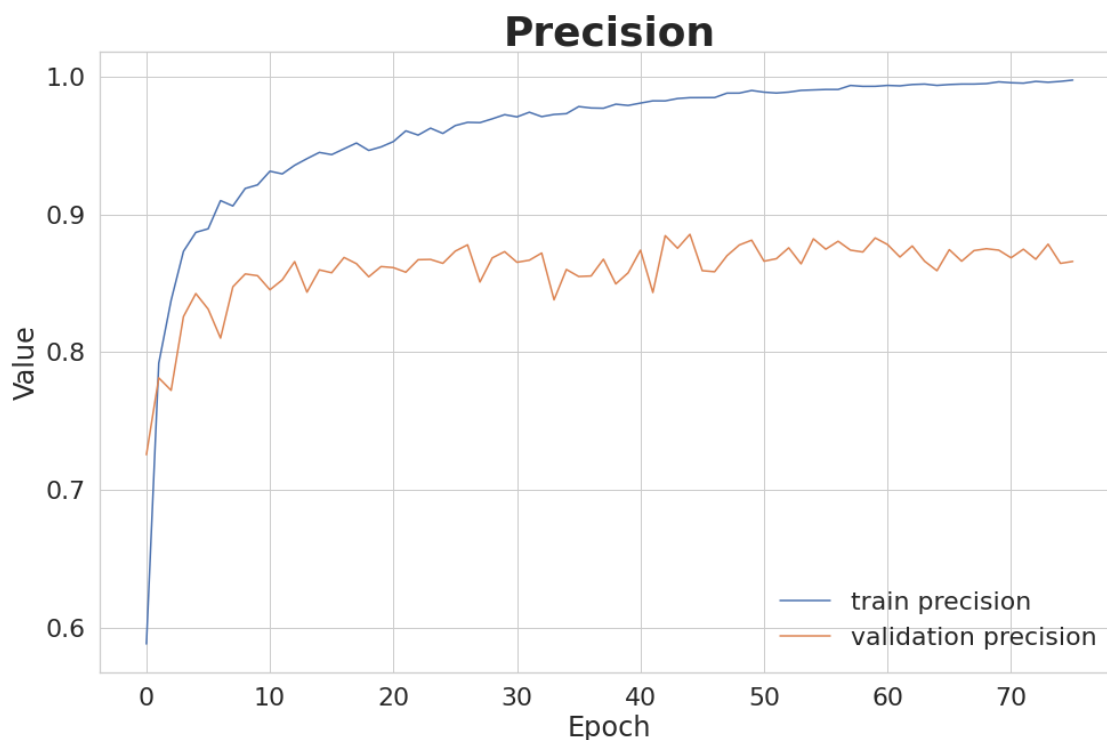


Рис. 9. Результаты точности (precision) на тренировочной и валидационной выборках после обучения

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье описаны решения проблемы распознавания усталости человека по изображению его лица. Рассмотрены уже существующие алгоритмы, а также предложена и разработана собственная модель нейронной сети, определяющая усталость человека по фотографии на основе модели сверточной сети ResNet-152v2. Точности accuracy и precision составили около 87% и 88% соответственно у модели на лучшей эпохе.

В дальнейшем планируется научить нейросеть определять степень усталости человека по видео в режиме реального времени, что существенно расширит возможности использования данного решения.

Благодарности

Авторы выражают благодарность доценту кафедры интеллектуальной робототехники Казанского федерального университета, кандидату технических наук Максиму Олеговичу Таланову за оказанную помощь при написании настоящей статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hüllermeier E., Rifqi M. A Fuzzy Variant of the Rand Index for Comparing Clustering Structures. 2009. P. 1294–1298.
2. Левашов С.П. Мониторинг и анализ профессиональных рисков в России и за рубежом. Курганский государственный университет.
3. Phillips R.O. et al. Fatigue in transport: a review of exposure, risks, checks and controls // Transport Reviews. Routledge, 2017. Vol. 37, № 6. P. 742–766.
4. Qiang Ji, Zhiwei Zhu, Lan P. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue // IEEE Transactions on Vehicular Technology. 2004. Vol. 53, No. 4. P. 1052–1068.
5. Шарафутдинова А.Ф. Система определения усталости водителя // Вестник Современных Исследований. 2018. № 7.1 (22).
6. Singh S., Papanikolopoulos N.P. Monitoring driver fatigue using facial analysis techniques // Proceedings 199 IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation Systems (Cat. No.99TH8383). Tokyo, Japan: IEEE, 1999. P. 314–318.
7. Wen-Bing Horng et al. Driver fatigue detection based on eye tracking and dynamic template matching // IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, 2004. Taipei, Taiwan: IEEE, 2004. P. 7–12.
8. Склонность к несчастным случаям и факторы, ее обуславливающие | Экстремальна та кризова психологія [Электронный ресурс]. URL: <http://extrpsy.nuczu.edu.ua/statya18> (дата обращения: 31.03.2021).
9. Причины несчастных случаев – Охрана труда [Электронный ресурс]. URL: <http://okhrana-truda.com/neschastnye-sluchai-i-professionalnye-zabolevaniya/prichiny-neschastnykh-sluchaev.html> (дата обращения: 31.03.2021).
10. Человеческий фактор как причина производственного травматизма | Интерактивный портал Департамента труда и занятости населения Тюменской области [Электронный ресурс]. URL: <https://czn.admtymen.ru/News/Detail/7efb0823-7fee-4366-836e-5f4affa7f6d5> (дата обращения: 12.04.2021).

11. Обязан ли работодатель выплачивать компенсацию работнику, получившему травму на производстве? Управление персоналом [Электронный ресурс]. URL: <https://www.top-personal.ru/lawissue.html?2294> (дата обращения: 31.03.2021).

12. Evija.Feierabende. Главная причина травм на работе – легкомысленное отношение к безопасности [Электронный ресурс]: Text // www.balta.lv. 2017. URL: <https://www.balta.lv/ru/content/главная-причина-травм-на-работе---легкомысленное-отношение-к-безопасности> (дата обращения: 31.03.2021).

13. *Sikander G., Anwar S.* Driver Fatigue Detection Systems: A Review // IEEE Trans. Intell. Transport. Syst. 2019. Vol. 20, No. 6. P. 2339–2352.

14. *David F. Dinges, Richard Grace.* PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness As Assessed by Psychomotor Vigilance. P. 4.

15. *Yadav N., Banerjee K., Bali V.* A Survey on Fatigue Detection of Workers Using Machine Learning // International Journal of E-Health and Medical Communications. 2020. Vol. 11, No. 3. P. 1–8.

16. *Bengio Y., Lecun Y.* Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. 1997.

17. *He K. et al.* Deep Residual Learning for Image Recognition // arXiv:1512.03385 [cs]. 2015.

18. Реализуем и сравниваем оптимизаторы моделей в глубоком обучении [Электронный ресурс].

URL: <https://habr.com/ru/company/skillfactory/blog/525214/> (дата обращения: 10.05.2021).

19. Global Z. Brutalk – Функция активации Softmax с Python [Электронный ресурс] // URL: <https://www.brutalk.com/ru/brutalk-blog/view/funkciya-aktivacii-softmax-s-python-6046b4a524b71> (дата обращения: 10.05.2021).

18. *Fatigue_detection (Dataset)* [Электронный ресурс]. URL: <https://kaggle.com/timmjy/fatigue-detection> (дата обращения: 05.04.2021).

19. Colaboratory – Google [Электронный ресурс]. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html> (дата обращения: 11.05.2021).

20. Keras: the Python deep learning API [Электронный ресурс]. URL: <https://keras.io/> (дата обращения: 10.05.2021).

21. TensorFlow [Электронный ресурс]. URL: <https://www.tensorflow.org/> (дата обращения: 10.05.2021).

22. Fatigure-detection [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/bairamovazat/fatigure-detection> (дата обращения: 10.05.2021).

23. Advances in Face Detection and Facial Image Analysis / ed. Kawulok M., Celebi M.E., Smolka B. Cham: Springer International Publishing, 2016.

24. NeuralSetStorage [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/bairamovazat/NeuralSetStorage> (дата обращения: 10.05.2021).

HUMAN FATIGUE EVALUATION BY FACE'S IMAGE ANALYSIS BASED UPON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

A. I. Bairamov¹, [0000-0003-4034-5313], T. R. Faskhutdinov², [0000-0002-7564-3073],
D. M. Timergalin³, [0000-0003-3765-4756], R. R. Yamikov⁴, [0000-0001-9240-5168],
V. R. Murtazin⁵, [0000-0003-4217-8045], N. A. Tumanov⁶, [0000-0003-2372-4338]

¹⁻⁶ *The Institute of Information Technology and Intelligent Systems of Kazan Federal University*

¹bairamovazat@gmail.com, ²groboment@gmail.com, ³qwisan@gmail.com,
⁴jamrustem@yandex.ru, ⁵dweyker@bk.ru, ⁶grooov173@yandex.ru

Abstract

Solutions to the problem of recognizing human fatigue from a face image are presented. First the existing algorithms are considered, and then a model of our own architecture based on the ResNet-152v2 neural network is proposed and implemented. Experiments were conducted with two different datasets and graphs of neural network training efficiency were presented. In the conclusion, the final performance of the model is shown.

Keywords: *Fatigue level, convolutional neural networks, machine learning, ResNet-152v2, facial fatigue evaluation, fatigue recognition, image processing.*

REFERENCES

1. Hüllermeier E., Rifqi M. A Fuzzy Variant of the Rand Index for Comparing Clustering Structures. 2009. P. 1294–1298.
2. Levashov S.P. Monitoring i analiz professional'nykh riskov v Rossii i za rubezhom. Kurganskii gosudarstvennyi universitet.
3. Phillips R.O. et al. Fatigue in transport: a review of exposure, risks, checks and controls // Transport Reviews. Routledge, 2017. Vol. 37, No. 6. P. 742–766.
4. Qiang Ji, Zhiwei Zhu, Lan P. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue // IEEE Transactions on Vehicular Technology. 2004. Vol. 53, No. 4. P. 1052–1068.
5. Sharafutdinova A.F. Sistema opredeleniya ustalosti voditelya // Vestnik Sovremennykh Issledovaniy. 2018. № 7.1 (22).

6. *Singh S., Papanikolopoulos N.P.* Monitoring driver fatigue using facial analysis techniques // Proceedings 199 IEEE/IEEJ/JSAI International Conference on Intelligent Transportation Systems (Cat. No. 99TH8383). Tokyo, Japan: IEEE, 1999. P. 314–318.

7. *Wen-Bing Horng et al.* Driver fatigue detection based on eye tracking and dynamic template matching // IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, 2004. Taipei, Taiwan: IEEE, 2004. P. 7–12.

8. Sklonnost' k neschastnym sluchayam i faktory, ee obuslavlivayushchie | Ekstremal'na ta krizova psikhologiya [Electronic resource]. URL: <http://extrpsy.nuczu.edu.ua/statya18> (accessed: 31.03.2021).

9. Prichiny neschastnykh sluchaev – Okhrana truda [Electronic resource]. URL: <http://okhrana-truda.com/neschastnye-sluchai-i-professionalnye-zabolevaniya/prichiny-neschastnykh-sluchaev.html> (accessed: 31.03.2021).

10. Chelovecheskii faktor kak prichina proizvodstvennogo travmatizma | Interaktivnyi portal Departamenta truda i zanyatosti naseleniya Tyumenskoi oblasti [Electronic resource]. URL: <https://czn.admtyumen.ru/News/Detail/7efb0823-7fee-4366-836e-5f4affa7f6d5> (accessed: 12.04.2021).

11. Obyazan li rabotodatel' vyplachivat' kompensatsiyu rabotniku, poluchivshemu travmu na proizvodstve? // Upravlenie personalom [Electronic resource]. URL: <https://www.top-personal.ru/lawissue.html?2294> (accessed: 31.03.2021).

12. Evija.Feierabende. Glavnaya prichina travm na rabote – legkomyslennoe otnoshenie k bezopasnosti [Electronic resource]: Text // www.balta.lv. 2017. URL: <https://www.balta.lv/ru/content/glavnaya-prichina-travm-na-rabote---legkomyslennoe-otnoshenie-k-bezopasnosti> (accessed: 31.03.2021).

13. *Sikander G., Anwar S.* Driver Fatigue Detection Systems: A Review // IEEE Trans. Intell. Transport. Syst. 2019. Vol. 20, No. 6. P. 2339–2352.

14. *David F. Dinges, Richard Grace.* PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness As Assessed by Psychomotor Vigilance. P. 4.

15. *Yadav N., Banerjee K., Bali V.* A Survey on Fatigue Detection of Workers Using Machine Learning // International Journal of E-Health and Medical Communications. 2020. Vol. 11, No. 3. P. 1–8.

16. *Bengio Y., Lecun Y.* Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. 1997.

17. He K. et al. Deep Residual Learning for Image Recognition // arXiv:1512.03385 [cs]. 2015.

18. Realizuem i sravnivaem optimizatory modelei v glubokom obuchenii [Electronic resource]. URL: <https://habr.com/ru/company/skillfactory/blog/525214/> (accessed: 10.05.2021).

19. Global Z. Brutalk – Funktsiya aktivatsii Softmax s Python [Electronic resource] // URL: <https://www.brutalk.com/ru/brutalk-blog/view/funkciya-aktivacii-softmax-s-python-6046b4a524b71> (accessed: 10.05.2021).

18. Fatigue_detection (Dataset) [Electronic resource]. URL: <https://kaggle.com/timmjy/fatigue-detection> (accessed: 05.04.2021).

19. Colaboratory – Google [Electronic resource]. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html> (accessed: 11.05.2021).

20. Keras: the Python deep learning API [Electronic resource]. URL: <https://keras.io/> (accessed: 10.05.2021).

21. TensorFlow [Electronic resource]. URL: <https://www.tensorflow.org/> (accessed: 10.05.2021).

22. Fatigue-detection [Electronic resource]. URL: <https://github.com/bairamovazat/fatigue-detection> (accessed: 10.05.2021).

23. Advances in Face Detection and Facial Image Analysis / ed. Kawulok M., Celebi M.E., Smolka B. Cham: Springer International Publishing, 2016.

24. NeuralSetStorage [Electronic resource]. URL: <https://github.com/bairamovazat/NeuralSetStorage> (accessed: 10.05.2021).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



БАЙРАМОВ Азат Ильгизович – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Azat Ilgizovich BAIRAMOV – graduate student of Kazan Federal University.

email: bairamovazat@gmail.com

ORCID 0000-0003-4034-5313



ФАСХУТДИНОВ Тимур Русланович – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Timur Ruslanovich FASKHUTDINOV – master student of Kazan Federal University.

email: groboment@gmail.com

ORCID 0000-0002-7564-3073



ТИМЕРГАЛИН Денис Марселевич – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Denis Marselevich TIMERGALIN – master student of Kazan Federal University.

email: qwisan@gmail.com

ORCID 0000-0003-3765-4756



ЯМИКОВ Рустем Рафикович – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Rustem Raficovich YAMIKOV – master student of Kazan Federal University.

email: jamrustem@yandex.ru

ORCID 0000-0001-9240-5168



МУРТАЗИН Виталий Рудольфович – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Vitaly Rudolfovich MURTAZIN – master student of Kazan Federal University.

email: dweyker@bk.ru

ORCID 0000-0003-4217-8045



ТУМАНОВ Никита Алексеевич – магистрант, Казанский (Приволжский) Федеральный Университет, г. Казань.

Nikita Alekseevich TUMANOV – master student of Kazan Federal University.

email: grooov173@yandex.ru

ORCID 0000-0003-2372-4338

Материал поступил в редакцию 19 июня 2021 года