

Е.А. Аржанов

Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, Российская Федерация

ОЦЕНКА УСТАЛОСТИ ВОДИТЕЛЯ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БИБЛИОТЕКИ OPENCV

Аннотация. Усталость за рулем является одной из наиболее распространенных причин дорожно-транспортных происшествий. Несмотря на то, что многие производители автомобилей внедряют в свои автомобили технологии помощи водителю и в области определения усталости водителя проводятся постоянные исследования, для полного понимания и решения этой проблемы по-прежнему необходим значительный прогресс и еще многое предстоит усовершенствовать.

В этой статье рассматриваются существующие методы определения усталости, основанные на биологических и физиологических признаках, представлены результаты реализации простого алгоритма для обнаружения усталости водителей с помощью классификации глаз (открытые/закрытые) и классификации лиц (зевает/не зевает) с использованием предобработки изображений классификатором каскадов Хаара библиотеки OpenCV и дальнейшим использованием предобработанных изображений для обучения собственной модели сверточной нейронной сети. Приведены результаты обучения модели, в процессе которого была достигнута точность в 97%. А также показана структура собственной модели сверточной нейронной сети. Для обучения был использован готовый датасет с платформы Kaggle.

Результаты проведенного исследования могут послужить основой для разработки системы контроля усталости водителей и содержат способы использования каскадов Хаара для обнаружения глаз и лица на изображениях.

Оригинальность предложенного решения заключается в предобработке данных с помощью каскадов Хаара для последующей передачи изображений в сверточную нейронную сеть для наилучшей эффективности обнаружения усталости водителей.

Ключевые слова: методы обнаружения усталости, классификатор каскадов Хаара, компьютерное зрение, глубокое обучение, сверточная нейронная сеть, оценка усталости по изображению, распознавание лиц, распознавание глаз.

Е.А. Arzhanov

Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, the Russian Federation

DRIVER FATIGUE ASSESSMENT BASED ON A NEURAL NETWORK MODEL USING THE OPENCV LIBRARY

Abstract. Fatigue at the wheel is one of the most common causes of traffic accidents. Despite the fact that many car manufacturers are introducing driver assistance technologies into their cars and ongoing research is being conducted in the field of determining driver fatigue, significant progress is still needed to fully understand and solve this problem and much more needs to be improved.

This article examines the existing methods for determining fatigue based on biological and physiological signs, presents the results of implementing a simple algorithm for detecting driver fatigue using eye classification (open/closed) and face classification (yawning/not yawning) using image preprocessing by the Haar cascade classifier of the OpenCV library and further using preprocessed images to train a proprietary convolutional neural network model. The results of model training are presented, during which an accuracy of 97% was achieved. It also shows the structure of its own convolutional neural network model. A ready-made dataset from the Kaggle platform was used for training.

The results of the study can serve as a basis for the development of a driver fatigue monitoring system and contain ways to use Haar cascades to detect eyes and faces in images.

The originality of the proposed solution lies in the preprocessing of data using Haar cascades for the subsequent transfer of images to a convolutional neural network for the best effectiveness of detecting driver fatigue.

Keywords: fatigue detection methods, Haar cascade classifier, computer vision, deep learning, convolutional neural network, image fatigue assessment, face recognition, eye recognition.

Введение

В процессе длительной езды на транспорте водителю свойственно утомляться, в

результате чего ухудшается внимание и повышается риск возникновения аварии. Для решения данной проблемы уже используются системы контроля усталости, например, за рубежом такими системами оснащаются автомобили марок Mercedes-Benz (Attention Assist Mercedes) и Volvo (система DAC) [1, 2], однако данные системы являются сложными и требуют дополнительного оборудования, в России же наиболее популярен тахограф, но он не является надежной системой контроля усталости, а лишь следит за режимом работы-отдыха водителя. Решения же, основанные на компьютерном зрении и нейронных сетях недостаточно изучены.

Таким образом, актуальность исследования определяется следующим противоречием между риском возникновения аварии по вине водителя из-за ухудшения его внимания и усталости и отсутствием эффективной системы контроля усталости водителя.

Необходимость разрешения выявленных противоречий позволили сформулировать научную задачу исследования, заключающуюся в разработке модели, способной с помощью средств искусственного интеллекта контролировать степень усталости водителя для снижения риска возникновения аварии.

В работе [3] приведен обзор наиболее перспективных методов по обнаружению усталости. Одними из них являются сверточные нейронные сети и использование признаков Хаара. В статье [4] представлено решение проблемы распознавания усталости с помощью нейронной сети, основанной на ResNet-152v2, где авторам удалось достичь точности в 88%, не смотря на довольно хороший результат нельзя сказать, что данная точность является выдающейся.

Потребность в решении рассматриваемой проблемы и недостаточная ее разработанность послужили основанием для темы исследования.

Методы обнаружения усталости

Методы обнаружения усталости в широком смысле можно разделить на определение усталости по биологическим признакам и физиологическим признакам.

В свою очередь биологические признаки можно разделить на сигналы, получаемые от сердца, мозга, глаз и кожи. Изменения биологических сигналов при электроэнцефалографии (ЭЭГ), электрокардиограмме (ЭКГ), электроокулографии (ЭОГ) и электромиограмме (ЭМГ) являются точными способами обнаружения утомления. ЭЭГ может быть получена с помощью плоских электродов, прикрепленных к коже головы.

Датчики ЭМГ регистрируют электрический потенциал, генерируемый мышечными клетками через электроды. ЭМГ – это измерение электрического потенциала, создаваемого мышцами на поверхности кожи. Характеристики, полученные из сигнала временной и частотной области ЭМГ, могут быть использованы для прогнозирования мышечного утомления.

ЭОГ – это измерение разности потенциалов сетчатки между задней и передней частями глаза. ЭОГ измеряет движение глаза с помощью электродов, прикрепленных к левой и правой стороне глаза.

Оценить биологические сигналы можно с помощью электродов для измерения ЭКГ через одежду, электродов для измерения ЭЭГ, прикрепленных к голове, и электродов для измерения ЭОГ, подвешенных к потолку автомобиля, как показано на рисунке 1[5].

Несмотря на то, что биологические признаки являются прямой мерой утомления и обеспечивают большую точность их применение является не самым удобным из-за интрузивного характера датчиков, которые могут доставлять неудобства водителю во время поездки.

Что касается физиологических признаков усталости [6], таких как: положение головы, интервал времени, когда глаза закрыты (PERCLOS – Percentage of eye closure), скорости моргания век, направления взгляда, зевоты – их можно определять не интрузивным образом с помощью современных технологий видео аналитики. Такие системы для обнаружения утомления, основанные на оценке физических характеристик, можно условно разделить на методы слежения за глазами, ртом и лицом. Из этого следует,

что для надежного обнаружения утомления нужен надежный способ обнаружения данных объектов. Одним из средств, предлагающих решение данной задачи, является библиотека компьютерного зрения OpenCV.

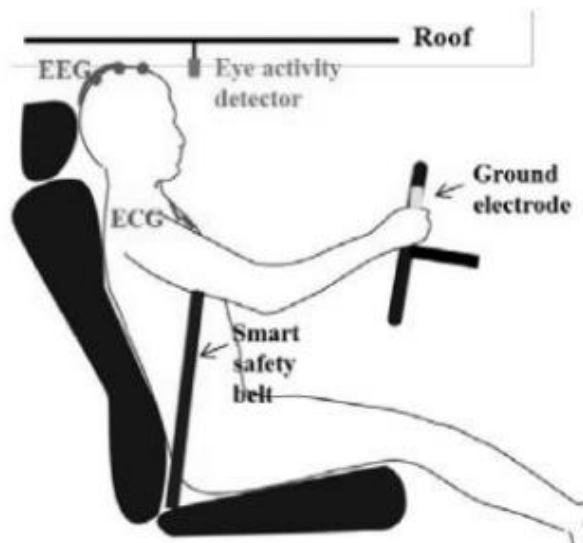


Рис. 1. Размещение электродов для получения ЭЭГ, ЭКГ и ЭОГ

Обнаружение объектов с использованием каскадных классификаторов

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) — это открытая библиотека для работы с алгоритмами компьютерного зрения, машинным обучением и обработкой изображений. С ее помощью можно идентифицировать объекты на изображении, такие как лицо и глаза. В OpenCV для этого используется каскадный классификатор [7].

Обнаружение объектов с использованием каскадных классификаторов на основе признаков Хаара является эффективным методом обнаружения объектов, предложенным Полом Виолой и Майклом Джонсом. Это подход, основанный на машинном обучении, при котором каскадная функция обучается на множестве положительных и отрицательных изображений. Затем он используется для обнаружения объектов на других изображениях [8].

Для распознавания лиц изначально алгоритму нужно много позитивных изображений (изображений лиц) и негативных изображений (изображений без лиц) для обучения классификатора. Затем нужно извлечь из них особенности. Для этого используются примитивы Хаара, представляющие собой разбивку заданной прямоугольной области на наборы разнотипных прямоугольных подобластей, показанные на рисунке 2. Каждый признак представляет собой одно значение, полученное путем вычитания суммы пикселей под белым прямоугольником из суммы пикселей под черным прямоугольником [9].

Каскад Хаара извлекает объекты из изображений с помощью фильтра. Эти фильтры называются функциями Хаара и на рисунке 3 можно увидеть теоретическую модель лица.

Основная идея распознавания лиц на основе каскадной стратегии заключается в быстром исключении большинства фоновых областей на ранней стадии для того, чтобы уменьшить объем вычислений на более поздней стадии [10].

Эксперимент

Таким образом перед дальнейшим усовершенствованием было принято решение реализовать простой алгоритм обнаружения усталости с помощью классификации глаз (открытые/закрытые) и классификации лиц (зевает/не зевает) с их предварительной обработкой каскадами Хаара и дальнейшей подачей обработанных изображений в сверточную нейронную сеть.

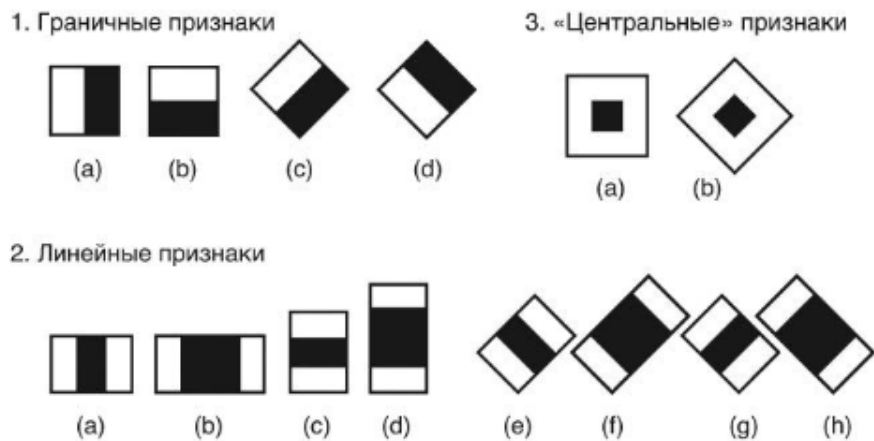


Рис. 2. Прimitives Хаара.

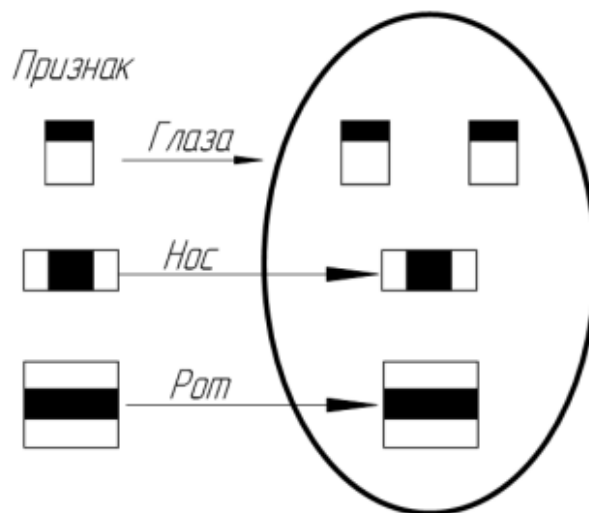


Рис. 2. Теоретическая модель лица

Отметим, что основанием для выбора сверточной нейронной сети послужили исследования об их эффективности для решения задач компьютерного зрения, а также хорошие результаты при их применении в похожих исследованиях [11, 12].

Использовалась собственная модель сверточной нейронной сети, состоящая из входного слоя (InputLayer), который принимает данные об изображении. Его размерность составляет $145 \times 145 \times 3$, так как подавались изображения RGB-цвета размером 145×145 . Далее 4 слоя свертки (Conv2D), и выходной полносвязный слой Dense для классификации 4 классов [13]. Полную структуру модели можно увидеть на рисунке 3.

Для обучения модели был использован датасет с ресурса Kaggle включающий в себя суммарно 2900 изображений, которые разделены между собой по папкам: Closed (726 изображений), Open (726 изображений), yaw_n (723 изображения), по_yaw_n (725 изображений) [14].

Далее для использования обнаружения с помощью каскадов Хаара необходимо было найти файлы соответствующих нам каскадов, а именно для распознавания глаз и лица. Данные каскады есть в открытом доступе на сайте GitHub.com [15].

Затем, используя предобработанные изображения, содержащие интересующие нас области глаз и лица, обучили модель сверточной нейронной сети в течении 50 эпох. Результат обучения представлен на рисунке 4. После чего проверили работу модели на изображениях из датасета, пример результата проверки приведен на рисунке 6, на рисунке 5 показано само изображение – как и ожидалось сеть предсказала класс 2, который обозначает, что глаз закрыт. Модель также, верно, предсказала класс изображений, не

содержащихся в датасете.

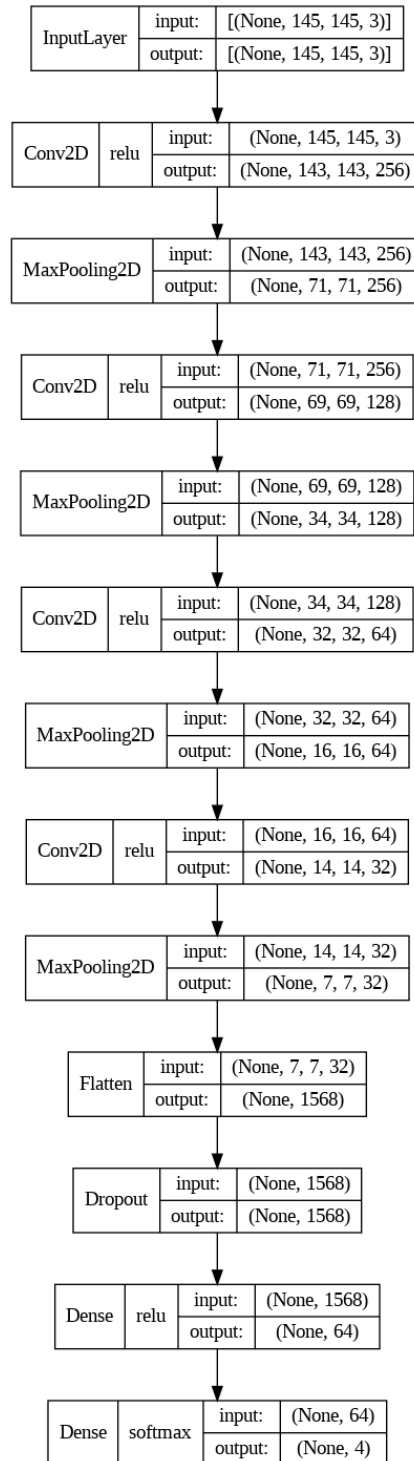


Рис. 3. Визуализация модели сверточной нейронной сети

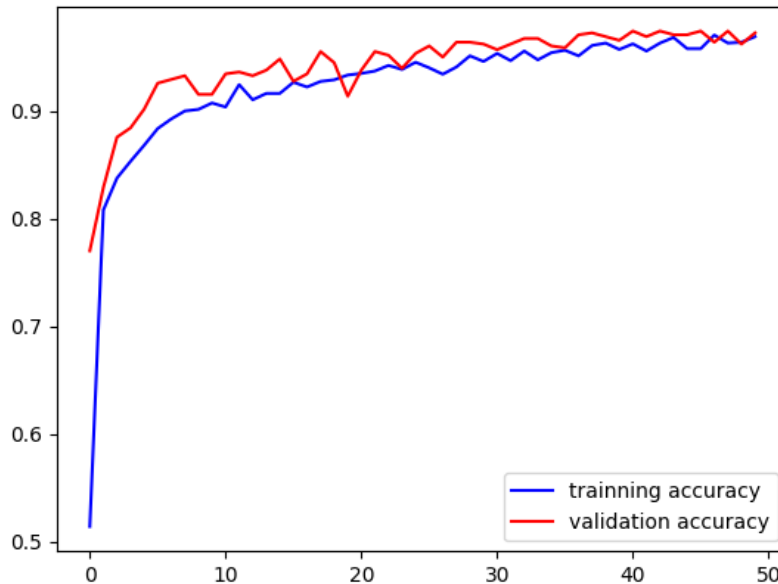


Рис. 4. График точности модели на тренировочных и тестовых данных

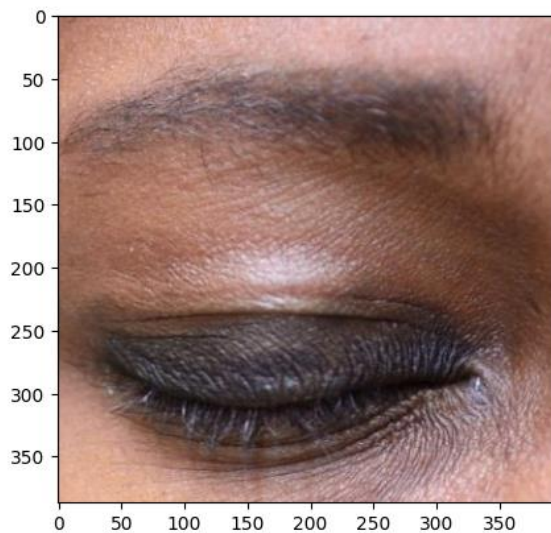


Рис. 5. Изображение, которое использовали для проверки

```
prediction =
model.predict([prepare("/content/drive/MyDrive/Kaggle/DataSet/train/Closed/_
110.jpg")])
np.argmax(prediction)
1/1 [=====] - 0s 18ms/step
2
```

Рис. 6. Реализация проверки модели на изображении из папки с закрытыми глазами

Однако, не смотря на правильность предсказаний, обнаружилась проблема, что модель сосредотачивается на глазах и иногда не определяет классы зевает/не зевает, когда это ожидается, данную проблему планируется решить в дальнейшем с помощью использования алгоритма SSD или сети YOLO.

Заключение

В результате проведенного исследования удалось реализовать с помощью библиотеки OpenCV, а именно классификатора каскадов Хаара, простой алгоритм обнаружения усталости через классификацию глаз (открытые/закрытые) и классификацию лиц (зевает/не зевает) обучив сверточную нейронную сеть на предобработанных каскадом Хаара изображениях. Данный метод является достаточно быстрым и точными, также в нем

уже есть заранее обученные решения, которые можно применять в своих исследованиях, однако в виду характера сравнения изменения интенсивности у данного способа могут возникать проблемы при недостаточном освещении.

Для обучения модели был использован датасет включающий в себя суммарно 2900 изображений, которые разделены между собой по папкам: Closed (726 изображений), Open (726 изображений), yawп (723 изображения), no_yawп (725 изображений). Объем и сбалансированность данных с использованием аугментации позволили хорошо обучить модель и не допустить переобучение нейронной сети.

Была разработана и обучена модель с итоговой точность val_accuracy: 0.9723.

Модель была протестирована на изображениях и верно распознала их классы, однако на изображениях с зеванием иногда определяет открытость/закрытость глаз, одним из путей решения этой проблемы может быть усовершенствование модели с помощью алгоритма SSD, чтобы она выдавала несколько классов.

Результаты проведенного исследования могут послужить основой для разработки системы для обнаружения усталости и содержат способы использования каскадов Хаара для обнаружения глаз и лица на изображениях.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Нефедьев А. И., Нефедьев Д. И., Безбородов С. А., Гусев В. Г. Контроль состояния водителя во время движения автотранспортного средства // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. 2021. №2 (36).

2. Самофалов, И. В., Нефедьев А. И. Интеллектуальная система контроля психоэмоционального состояния водителя автотранспортного средства // Энерго- и ресурсосбережение: промышленность и транспорт. 2020. № 2. С. 46–49.

3. Ядав Н., Банерджи К., Бали В. Исследование по выявлению усталости работников с помощью машинного обучения // Международный журнал электронного здравоохранения и медицинских коммуникаций. 2020. Т. 11. № 3. С. 1-8.

4. Байрамов А. И., Фасхутдинов Т. Р., Тимергалин Д. М., Ямиков Р. Р., Муртазин В. Р., Туманов Н. А. Оценка усталости человека методом анализа фотографий лица с помощью сверточных нейронных сетей // Электронные библиотеки. 2021. Т. 24. № 4.

5. Булыгин А. О., Кашевник А. М. Анализ современных исследований в области детектирования утомления водителя в кабине транспортного средства // Системы анализа и обработки данных. 2021. Т. 83. № 3. С. 19–36.

6. Сикандер Г., Анвар С. Системы обнаружения усталости водителя: обзор // Труды по интеллектуальным транспортным системам. 2019. Т. 20. № 6. С. 2339-2352.

7. OpenCV: Распознавание лиц с помощью каскадов Хаара [Электронный ресурс]. – URL: https://docs.opencv.org/4.x/d2/d99/tutorial_js_face_detection.html (дата обращения: 15.05.2023).

8. Виола П., Джонс М. Быстрое обнаружение объектов с использованием расширенного набора простых функций // Материалы конференции по компьютерному зрению и распознаванию образов. 2001.

9. OpenCV: каскадный классификатор [Электронный ресурс]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial_cascade_classifier.html (дата обращения: 15.05.2023).

10. Амеличев Г. Э., Панина В. С., Белов Ю. С. Распознавание лиц с использованием каскадов Хаара // EScio. 2020. №8 (47).

11. Бенгио Ю., Лекун Ю. Сверточные сети для изображений, речи и временных рядов. 1997.

12. Чжичао С., Инань М., Юнг Ю. Дж., Е Сьль К., Гюхэ П. Сверточная нейронная сеть для определения усталости водителя на основе слияния черт лица // Инженерные приложения искусственного интеллекта. 2023. Т. 126.

13. Документация по API Keras 3 [Электронный ресурс]. – URL: <https://keras.io/api/> (дата

обращения: 09.04.2023).

14. Drowsiness_dataset | Kaggle [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/dheerajperumandla/drowsiness-dataset> (дата обращения: 09.04.2023).

15. GitHub · opencv/data at 3.4 · opencv/opencv [Электронный ресурс]. – URL: <https://github.com/opencv/opencv/tree/3.4/data> (дата обращения: 09.04.2023).

REFERENCES

1. Nefediev A. I., Nefediev D. I., Bezborodov S. A., Gusev V. G. Control of the driver's condition during the movement of a motor vehicle // Measurement. Monitoring. Management. Control. 2021. №2 (36).

2. Samofalov, I. V., Nefediev A. I. An intelligent system for monitoring the psycho-emotional state of a motor vehicle driver // Energy and resource conservation: Industry and Transport. 2020. No. 2. pp. 46-49.

3. Yadav N., Banerjee K., Bali V. Research on employee fatigue detection using machine learning // International Journal of E-Health and Medical Communications. 2020. Vol. 11. No. 3. pp. 1-8.

4. Bayramov A. I., Faskhutdinov T. R., Timergalin D. M., Yamikov R. R., Murtazin V. R., Tumanov N. A. Assessment of human fatigue by analyzing facial photographs using convolutional neural networks // Electronic libraries. 2021. Vol. 24. No. 4.

5. Bulygin A. O., Kashevnik A.M. Analysis of modern research in the field of detecting driver fatigue in the cab of a vehicle // Data analysis and processing systems. 2021. Vol. 83. No. 3. pp. 19-36.

6. Sikander G., Anwar S. Driver fatigue detection systems: a review // Proceedings on intelligent transport systems. 2019. Vol. 20. No. 6. pp. 2339-2352.

7. OpenCV: Presentation of information using hard hats [Electronic resource]. – URL: https://docs.opencv.org/4.x/d2/d99/tutorial_js_face_detection.html (accessed: 15.05.2023).

8. Viola P., Jones M. Rapid object detection using an extended set of simple functions // Proceedings of the conference on computer vision and pattern recognition. 2001.

9. OpenCV: hard hat. classifier [Electronic resource]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial_cascade_classifier.html (accessed: 05/15/2023).

10. Amelichev G. G., Pana V. S., Belov V. S. Explanation of the Lich using kask-advogar // EScio. 2020. №8 (47).

11. Bengio Yu., Lekun Yu. Convolutional networks for images, speech, and time series. 1997.

12. Zhichao S., Yinan M., Jung Yu. J., Ye Seul K., Gyuhe P. Convolutional neural network for determining driver fatigue based on merging facial features // Engineering applications of artificial intelligence. 2023. Vol. 126.

13. Information on API Keras 3 [Electronic resource]. – URL: <https://keras.io/api/> (accessed: 04/09/2023).

14. Drowsiness_dataset | Kaggle [Electronic resource]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/dheerajperumandla/drowsiness-dataset> (accessed: 09.04.2023).

15. GitHub · opencv/data at 3.4 · opencv/Open access [Electronic resource]. – URL: <https://github.com/opencv/opencv/tree/3.4/data> (accessed: 09.04.2023).

Информация об авторе

Аржанов Евгений Александрович – магистрант группы ИИТм-22, институт информационных технологий и анализа данных, Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, e-mail: earzhan87@gmail.com

Information about the author

Arzhanov Evgeny Aleksandrovich – Master's student of IITm-22 group, Institute of Information Technologies and Data Analysis, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, e-mail: earzhan87@gmail.com