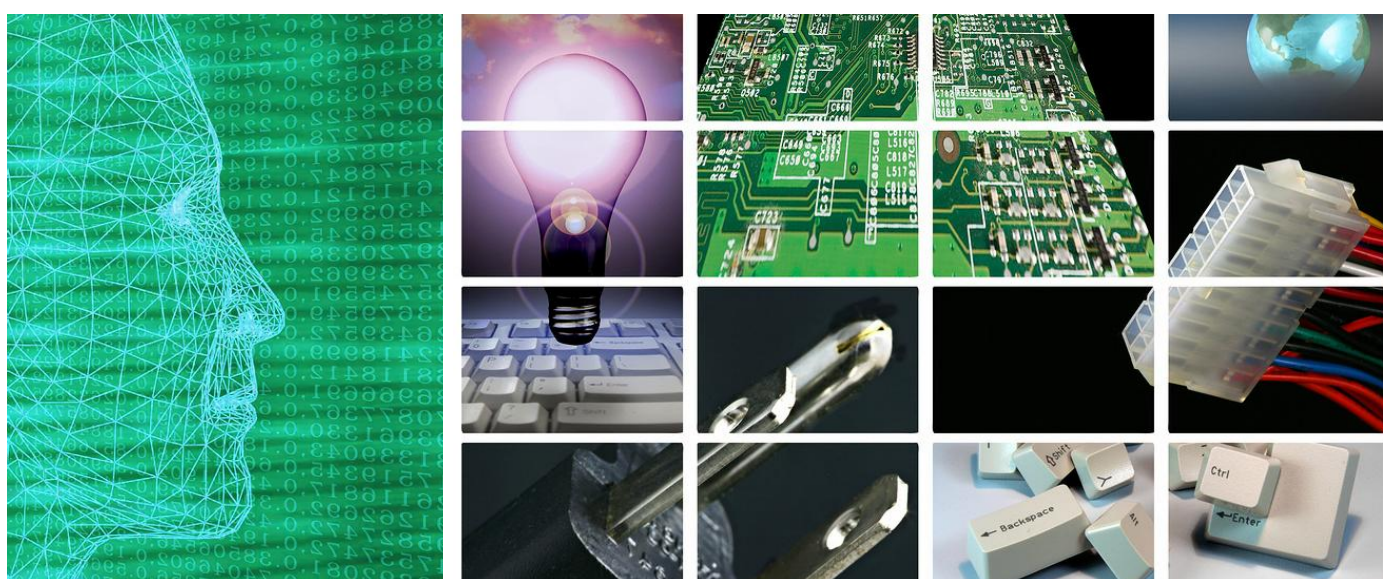




Година XVIII, Брой 1/2020



Bulgaria Communications Chapter

Faculty of Computing & Automation

COMPUTER SCIENCE AND TECHNOLOGIES

Year XVIII, Number 1/2020

Компютърни науки и технологии

Издание

на Факултета по изчислителна техника и
автоматизация
Технически университет - Варна

Редактор: доц. д-р Ю. Петкова

Гл. редактор: доц. д-р Н. Николов

Редакционна колегия:

проф. д.н. Л. Личев (Острава)
проф. д.н. М. Илиев (Русе)
проф. д-р М. Лазарова (София)
проф. д-р Г. Спасов (Пловдив)
проф. д-р Т. Ганчев (Варна)
доц. д-р П. Антонов (Варна)
доц. д-р Р. Вробел (Вроцлав)
доц. д-р Н. Атанасов (Варна)
доц. д-р М. Маринов, (Русе)

Печат: ТУ-Варна

За контакти:

Технически университет - Варна
ФИТА
ул. „Студентска” 1, 9010 Варна,
България
тел./факс: (052) 383 320
e-mail: ned.nikolov@tu-varna.bg
yulka.petkova@tu-varna.bg

ISSN 1312-3335

Computer Science and Technologies

Publication

of Computing and Automation Faculty
Technical University of Varna

Editor: Assoc. Prof. Y. Petkova, PhD

Chief Editor: Assoc. Prof. N. Nikolov, PhD

Editorial Board:

Prof. L. Lichev, DSc (Ostrava)
Prof. M. Iliev, DSc (Ruse)
Prof. M. Lazarova, PhD (Sofia)
Prof. G. Spasov, PhD (Plovdiv)
Prof. T. Ganchev, PhD (Varna)
Assoc. Prof. P. Antonov, PhD (Varna)
Assoc. Prof. R. Wrobel (Wroclaw)
Assoc. Prof. N. Atanasov, PhD (Varna)
Assoc. Prof. M. Marinov, PhD (Ruse)

Printing: TU-Varna

For contacts:

Technical University of Varna
Faculty of Computing and Automation
1, Studentska Str., 9010 Varna,
Bulgaria
Tel/Fax: (+359) 52 383 320
e-mail: ned.nikolov@tu-varna.bg
yulka.petkova@tu-varna.bg

ISSN 1312-3335

СЪДЪРЖАНИЕ

CONTENTS

1	СИСТЕМА ЗА КЛЪСТЕРИЗАЦИЯ НА ВРЕМЕВИ РЕДОВЕ <i>Венцислав Николов, Александър Кръстев</i>	7	A SYSTEM FOR CLUSTERING OF TIME SERIES <i>Ventsislav Nikolov, Aleksandar Krastev</i>	1
2	АТАКИ НА ВЗАИМНУЮ СИНХРОНИЗАЦИЮ СЕТЕЙ В КРИПТОГРАФИИ <i>Александров Никита</i>	15	ATTACKS ON MUTUAL SYNCHRONIZATION OF NETWORKS IN CRYPTOGRAPHY <i>Aleksandrov Nikita</i>	2
3	СТЕГАНОГРАФСКО ВГРАЖДАНЕ НА ИНФОРМАЦИЯ В ИЗОБРАЖЕНИЕ ЧРЕЗ ШАБЛОННА МАТРИЦА, ЗАВИСЕЩА ОТ ДЪЛЖИНАТА НА СЪОБЩЕНИЕТО <i>Димитър Г. Тодоров</i>	23	STEGANOGRAPHIC EMBEDDING OF INFORMATION IN AN IMAGE USING A TEMPLATE MATRIX DEPENDING ON THE LENGTH OF THE MESSAGE <i>Dimitar G. Todorov</i>	3
4	СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ НА ОСНОВЕ CPU, GPU <i>Олександра Александрова</i>	29	FACE RECOGNITION SYSTEM BASED ON CPU, GPU <i>Oleksandra Aleksandrova</i>	4
5	ПРОГРАМЕН СИМУЛАТОР ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ НА СТРУКТУРИ ОТ ДАННИ <i>Антоанета И. Иванова, Александър А. Николов</i>	38	PROGRAM SIMULATOR FOR DATA STRUCTURES RESEARCH <i>Antoaneta I. Ivanova, Aleksander A. Nikolov</i>	5
6	ПОДХОД ЗА ИЗГРАЖДАНЕ НА СТРУКТУРИ ОТ ДАННИ <i>Антоанета И. Иванова</i>	46	APPROACH TO BUILD DATA STRUCTURES <i>Antoaneta I. Ivanova</i>	6
7	ИЗСЛЕДВАНЕ НА БЕЗЖИЧНИ ТЕХНОЛОГИИ ЗА INTERNET OF THINGS (IoT) МРЕЖИ <i>Айдын М. Хъкъ</i>	51	RESEARCH OF WIRELESS TECHNOLOGIES FOR INTERNET OF THINGS (IoT) NETWORKS <i>Aydan M. Haka</i>	7
8	СРАВНИТЕЛЕН АНАЛИЗ НА LI-FI БЕЗЖИЧНИ МРЕЖОВИ СИМУЛАТОРИ ЗА ОБРАЗОВАТЕЛНИ ЦЕЛИ <i>Диян Ж. Динев</i>	59	COMPARATIVE ANALYSIS OF LI- FI WIRELESS NETWORK SIMULATORS FOR EDUCATION PURPOSES <i>Diyan Zh. Dinev</i>	8
9	АЛГОРИТМИ ЗА НАМИРАНЕ НА НАЙ-КРАТЪК ПЪТ В МАРШРУТ НА ЛЕТАТЕЛЕН АПАРАТ, МОДЕЛИРАН ЧРЕЗ ГРАФ <i>Илиян Ж. Бойчев</i>	67	ALGORITHMS FOR FINDING THE SHORTEST PATH IN AN AIRCRAFT ROUTE MODELED BY GRAPH <i>Iliyan Zh. Boychev</i>	9

10	COMMUNICATION MODULE FOR CONTROL AND COLLECTION OF MICROCLIMATE DATA IN GLASSHOUSE <i>Yanislav V. Prokopiev, Todorka N. Georgieva, Plamena J. Edreva</i>	76	КОМУНИКАЦИОНЕН МОДУЛ ЗА КОНТРОЛ И СЪБИРАНЕ НА ДАННИ ЗА МИКРОКЛИМАТА В ОРАНЖЕРИЯ <i>Янислав В.Прокопиев, Тодорка Н. Георгиева, Пламена Ж. Едрева</i>	10
11	RADIOWAVE PROPAGATION OVER SEA – MODELS AND DUCTS ASSESSMENT OVERVIEW <i>Nikolay Grozev</i>	84	РАЗПРОСТРАНЕНИЕ НА РАДИО ВЪЛНИ НАД МОРСКА ПОВЪРХНОСТ- ОБЗОР НА МОДЕЛИ И ОЦЕНКИ НА ТРОПОСФЕРНИ ВЪЛНОВОДИ <i>Николай Грозев</i>	11
12	ОБОБЩЕНА КЛАСИФИКАЦИЯ НА БЛОКЧЕЙН ТЕХНОЛОГИИТЕ <i>Антон П. Хулиян</i>	92	GENERAL TAXONOMY OF BLOCKCHAIN TECHNOLOGIES <i>Anton P. Huliyan</i>	12
13	ПРОГРАМНА СИСТЕМА ЗА ОЦЕНКА НА РИСКА ЗА ИНФОРМАЦИОННАТА СИГУРНОСТ <i>Петко Г. Генчев, Недялко Н. Николов</i>	101	INFORMATION SUPPORT SYSTEM TO TNFORMATION SECURITY RISK ASSESSMENT <i>Petko G. Genchev, Nedyalko N. Nikolov</i>	13
14	СРАВНИТЕЛЕН АНАЛИЗ НА CART, ID 3, C4.5 И C5.0 АЛГОРИТМИ. ПРЕДИМСТВА И НЕДОСТАТЪЦИ <i>Мая П. Тодорова</i>	111	COMPARATIVE ANALYSIS OF CART, ID 3, C4.5 AND C5.0 ALGORITHMS. ADVANTAGES AND DISADVANTAGES <i>Maya P. Todorova</i>	14
15	ОБЗОР НА ПУБЛИКАЦИИ СЪС СРАВНИТЕЛЕН АНАЛИЗ НА МЕТОДИ И АЛГОРИТМИ ЗА КЛАСИФИКАЦИЯ НА ТЕКСТ В МАШИННОТО ОБУЧЕНИЕ <i>Нели Ан. Арабаджиева – Калчева</i>	118	OVERVIEW OF PUBLICATIONS WITH COMPARATIVE ANALYSIS OF METHODS AND ALGORITHMS FOR CLASSIFICATION OF TEXT IN MACHINE TRAINING <i>Neli An. Arabadzieva – Kalcheva</i>	15
16	ОБЗОР НА МЕТОДИТЕ, ИЗПОЛЗВАНИ ЗА АНАЛИЗ НА МНЕНИЯ И ИЗВЛИЧАНЕ НА ЧУВСТВА И ТЯХНОТО ПРИЛОЖЕНИЕ ЗА БЪЛГАРСКИ ЕЗИК ДО МОМЕНТА <i>Даниела Ив. Петрова</i>	126	OVERVIEW OF THE METHODS USED FOR OPINION MINING AND SENTIMENT ANALYSIS AND THEIR APPLICATION IN BULGARIAN LANGUAGE SO FAR <i>Daniela Iv. Petrova</i>	16
17	МАШИННОТО ОБУЧЕНИЕ ЗА ИЗСЛЕДВАНЕ НА ДИСТРЕС ПРИ ПАЦИЕНТИ С ОНКОЛОГИЧНИ ЗАБОЛЯВАНИЯ <i>Гинка К. Маринова</i>	133	MACHINE LEARNING FOR RESEARCH OF DISTRESS IN PATIENTS WITH ONCOLOGICAL DISEASES <i>Ginka K. Marinova</i>	17

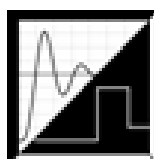
18	ОБЗОР НА ТЕХНИКИ ЗА ИЗВЛИЧАНЕ НА ДАННИ В ОНКОЛОГИЯТА И ПСИХООНКОЛОГИЯТА <i>Гинка К. Маринова, Мая П. Тодорова</i>	141	A REVIEW ON DATA MINING TECHNIQUES IN ONCOLOGY AND PSYCHO-ONCOLOGY <i>Ginka K. Marinova, Maya P. Todorova</i>	18
19	ПРИНОСЪТ НА СЪВРЕМЕННИТЕ ИНФОРМАЦИОННИ ТЕХНОЛОГИИ В СОЦИАЛНИЯ ЖИВОТ НА ХОРАТА <i>Галина Т. Найденова</i>	147	THE CONTRIBUTION OF MODERN INFORMATION TECHNOLOGIES TO THE SOCIAL LIFE OF PEOPLE <i>Galina T. Naydenova</i>	19



	СЕКЦИЯ СТУДЕНТИ		SECTION STUDENTS	
1	КОНТРОЛ НА ОСВЕТИТЕЛНА СИСТЕМА ЗА ЕЖЕДНЕВНИ И ТЕРАПЕВТИЧНИ ЦЕЛИ <i>Виктор Машков</i>	157	LIGHTING SYSTEM CONTROL FOR EVERYDAY AND THERAPEUTIC PURPOSES <i>Viktor Mashkov</i>	1
2	„УМНО ОГЛЕДАЛО“ С RASPBERRY PI И PYTHON <i>Тодор М. Манолов</i>	165	“SMART MIRROR” USING RASPBERRY PI AND PYTHON <i>Todor M. Manolov</i>	2
3	ПРОЕКТИРАНЕ И РЕАЛИЗАЦИЯ НА СИСТЕМА ЗА ПОДРЕЖДАНЕ НА РУБИК КУБ <i>Павлин Д. Щерев</i>	175	DESIGN AND IMPLEMENTATION OF A SYSTEM FOR SOLVING A RUBIK’S CUBE <i>Pavlin D. Shterev</i>	3
4	ПРОЕКТИРАНЕ НА РОБОТ ЗА ДВИЖЕНИЕ В СРЕДА С ПРЕПЯТСТВИЯ <i>Ивайло Ст. Георгиев</i>	183	DESIGN OF A ROBOT MOVING IN AN ENVIRONMENT WITH OBSTACLES <i>Ivaylo St. Georgiev</i>	4



 **СОФТУЕРНИ И ИНТЕРНЕТ
ТЕХНОЛОГИИ**



СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ НА ОСНОВЕ CPU, GPU

Олександра Александрова

Abstract: Рассмотрены наиболее распространенные подходы к распознаванию лиц на базе нейронных сетей. Отдельные этапы процесса распознавания были реализованы на CPU и GPU для определения условий повышения производительности. В результате найден оптимальный вариант запуска этапов системы распознавания на основе нейронной сети. Выявлена необходимость запуска первого и третьего этапа системы распознавания на центральном процессоре, а второго на графическом.

Keywords: Система распознавания, CPU, GPU, количество кадров в секунду, вероятность распознавания.

1. Введение

Для реализации взаимодействия машины и лица человека необходима система распознавания лиц. На сегодняшний день разработано много методов выявления человеческой головы, отслеживание ее угла и положения [1] - [4]. Они не описывают детали формы лица, поскольку предполагают, что отслеживаемых лицо «жесткое», например, прямоугольник или эллипс. Для преодоления этого слабого места были разработаны системы распознавания лица, устойчивы к различным поз.

Существует много методов и подходов к распознаванию человеческого лица для различных задач, включая распознавание лица в видеопотоке. Также для распознавания лица используется методы по созданию трехмерного лица для повышения качества распознавания. [5]

Широкое внедрение систем видеонаблюдения привело к появлению спроса на системы распознавания и идентификации в видеопотоке. Такие системы базируются на технологиях, которые используют методы компьютерного зрения для автоматического получения информации на основе анализа последовательности изображений, полученных от видеокамер в режиме реального времени. Иными словами, эта технология использует методы распознавания и обработки изображений в результате анализа видеопотока [6]. Современные системы распознавания и идентификации с помощью видеозаписи способны обнаруживать и отслеживать в реальном времени установленные цели (например, автомобиль, группу людей) или потенциально опасные ситуации (например, дым, огонь, несанкционированный доступ) без вмешательства человека, а затем немедленно подать сигнал тревоги. Еще одним преимуществом использования таких систем является значительное уменьшение нагрузки на каналы связи и архивную базу путем фильтрации видеопотока в реальном времени. Видеокамера передает видеопоток на сервер в режиме реального времени, система распознавания и идентификации определяет соответствие информации, хранящейся в базе данных, а идентификация учитывает факторы, заранее определены в системе (например, усы или маски). [6] Важным является определить при каких условиях нейронная сеть для распознавания лиц показывает лучшие результаты, необходимо оценить влияние запуска этапов системы распознавания на центральном и графическом процессорах.

2. Эксперименты на CPU и GPU

Для оценки производительности используется система повторного распознавания Interactive Face Recognition [7]. Она представляет основную архитектуру построения конвейеров этапов, которые поддерживают макет нескольких устройств и параллельное или последовательное выполнение с помощью библиотеки OpenVINO в Python. В частности, эта система использует 3 этапа для построения конвейера, способного распознавать лица в видео, их метки (или "точки ориентира") и распознавания лиц с помощью предоставленной базы данных лица (галерея).[8]

Система считывает входной поток видеовхода кадр за кадром, будь то устройство камеры или видеофайл, и анализирует каждый кадр независимо. Для прогнозирования приложение разворачивает 3 этапа на выбранных устройствах с помощью библиотеки OpenVINO и выполняет их асинхронно. Входной кадр обрабатывается первым этапом распознавания лиц, чтобы предусмотреть ограничительные кадры для граней. Тогда ключевые точки лица предусматриваются соответствующей вторым этапом. Заключительный шаг в обработке кадра выполняется третьим этапом распознавания лиц, которая использует найденные точки лица, ищет соответствующие лица, найденные в видеокадре, и сопоставляет с теми, что найдены в галерее. Затем результаты обработки визуализируются и отображаются на экране или записываются в выходной файл. [8]

На рисунке 1 продемонстрировано в каком порядке будут тестироваться 3 этапа системы распознавания лиц.

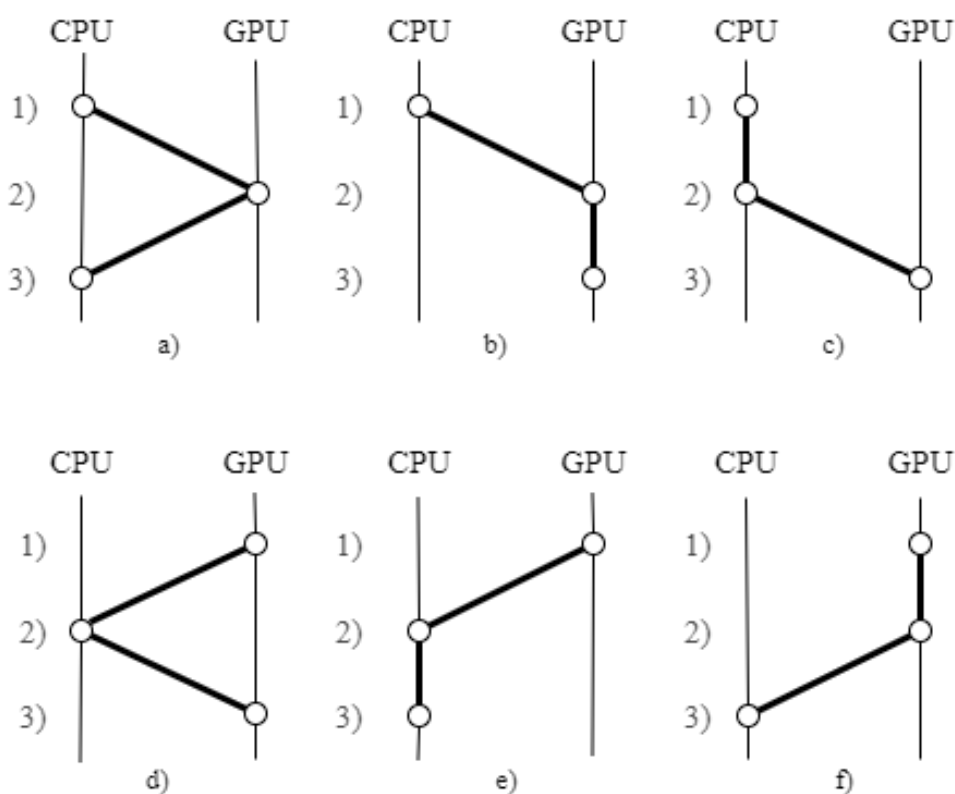


Рис. 1. Распределение этапов системы распознавания на CPU и GPU (1 – face-detection-retail-0004, 2 – landmarks-regression-retail-0009, 3 – face-reidentification-retail-0095)

Для оценки всех вариантов (рис. 1) запуска системы используется вероятность распознавания и количество кадров в секунду. Для экспериментов была использована видеопоследовательность с 342 кадров длительностью 11 секунд.

В первом эксперименте первый этап (face-detection-retail-0004), который находит лицо в кадре и обнаруживает его положение запущен на CPU, второй этап (landmarks-regression-retail-0009), который предусматривает пять ориентиров на лице (два глаза, нос и два уголка губ) запущен на GPU, третий этап системы распознавания (face-reidentification-retail-0095), который создает векторы функций близкие по косинусным расстоянием для подобных лиц и дальние для различных лиц запущен на CPU.

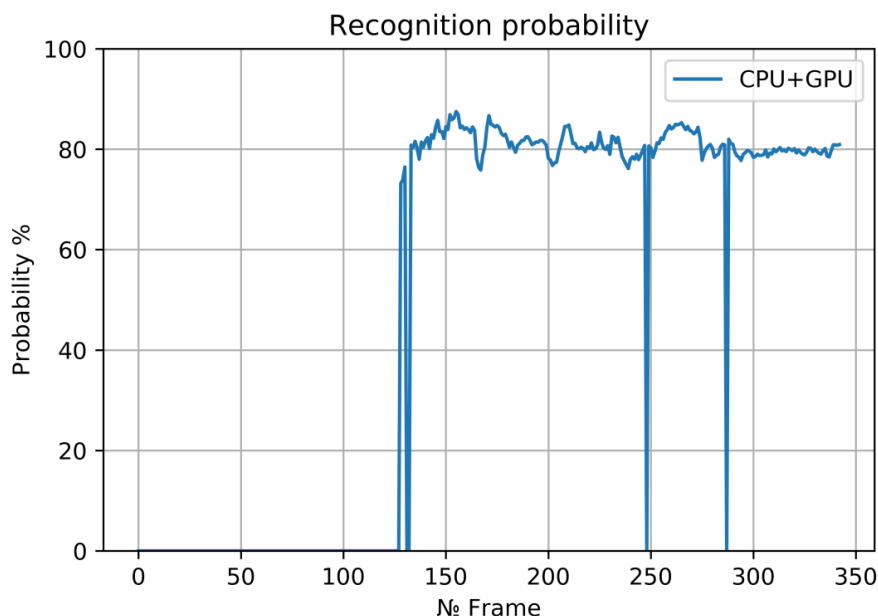


Рис. 2. Тестирование варианта А (CPU-GPU-CPU). Вероятность распознавания

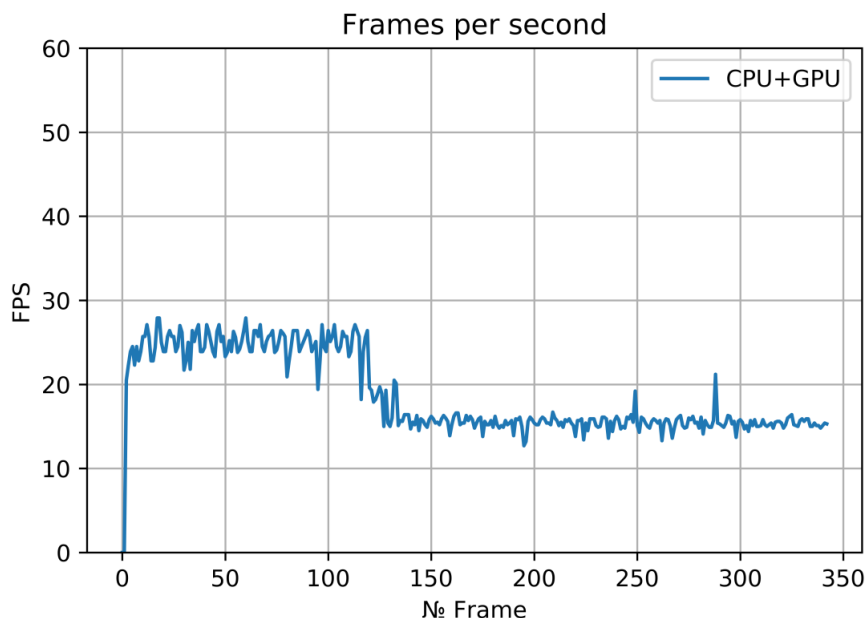


Рис. 3. Тестирование варианта А. Количество кадров в секунду

На рисунке 2 продемонстрирована вероятность распознавания, а на рисунке 3 количество кадров в секунду. На видео человек идет издалека прямо на камеру. Поскольку распознавания лица происходит после 120 кадра, этап повторной идентификации запускается в это же время.

Для второго эксперимента первый этап системы распознавания запущена на CPU, второй на GPU, третий также на GPU. Как видно на рисунке 4 вероятность распознавания по сравнению с предыдущим экспериментом имеет показатели хуже. Количество неудавшихся попыток распознать лицо человека составляет 20, что в 2 раза больше, чем в предыдущем эксперименте. Количество кадров в секунду (рис. 5) имеет больший разлет от 11 до 20 (после 120 кадра, когда непосредственно найдено лицо для распознавания).

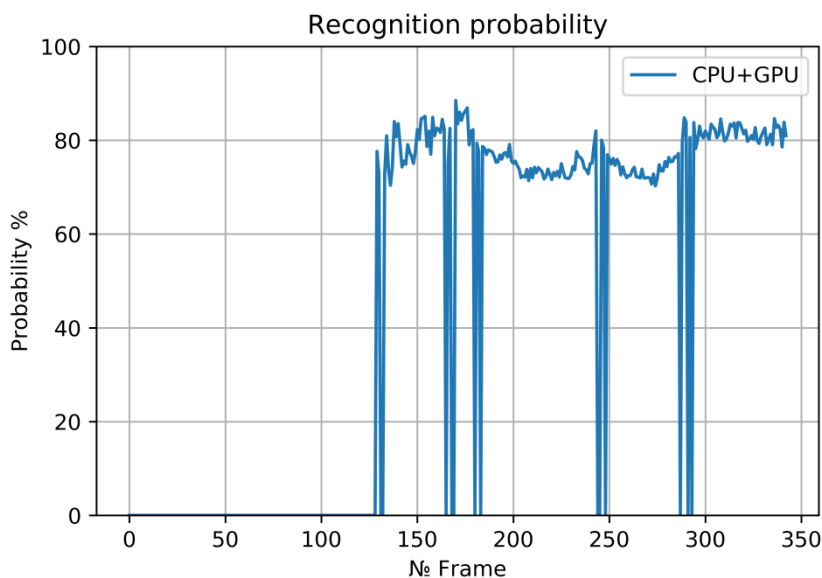


Рис. 4. Тестирование варианта В (CPU-GPU-GPU). Вероятность распознавания

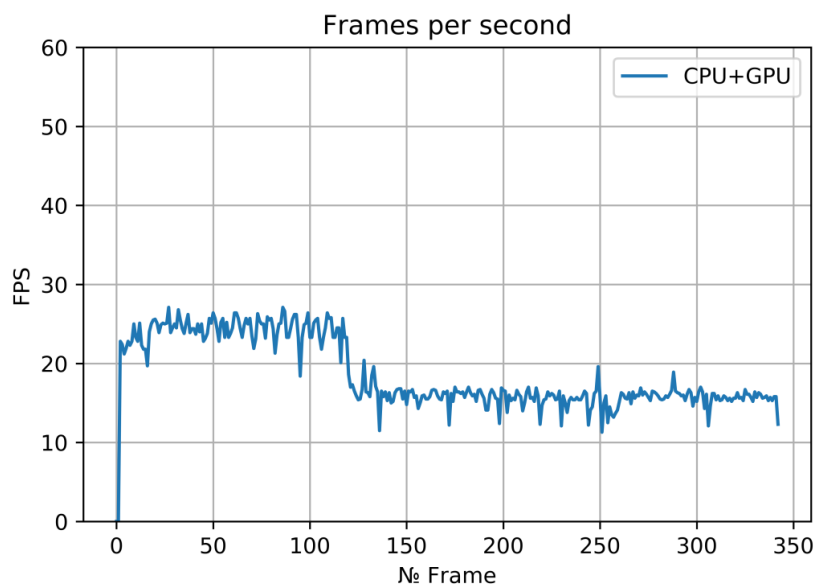


Рис. 5. Тестирование варианта В. Количество кадров в секунду

Из третьего эксперимента видно, что количество неудавшихся попыток распознать лицо достигает 56 (рис. 6). Количество кадров в секунду (рис. 7) практически без особых изменений.

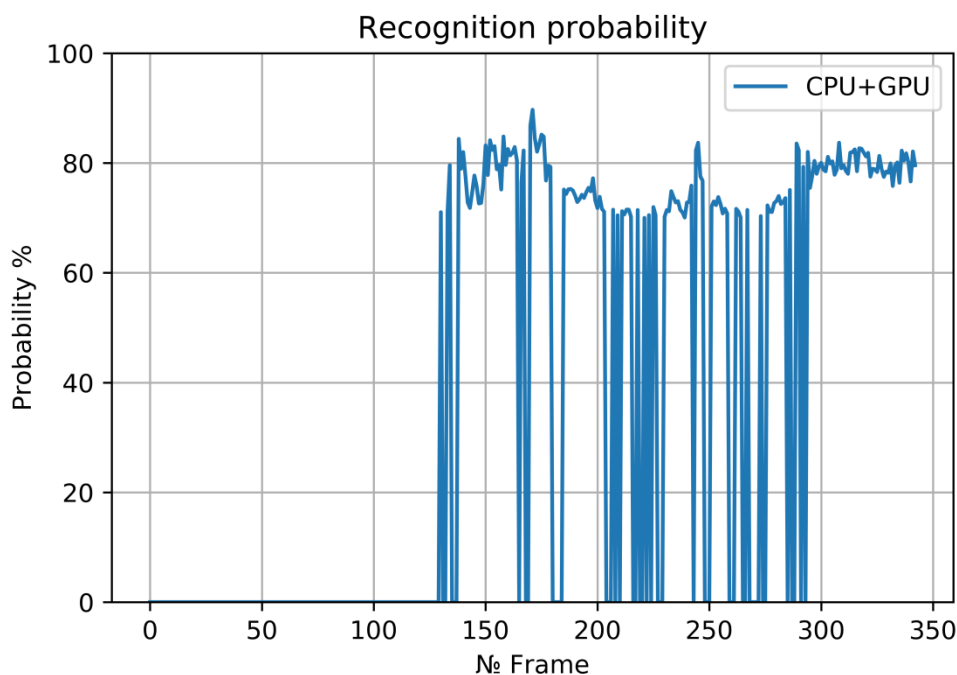


Рис. 6. Тестирование варианта С (CPU-CPU-GPU). Вероятность распознавания

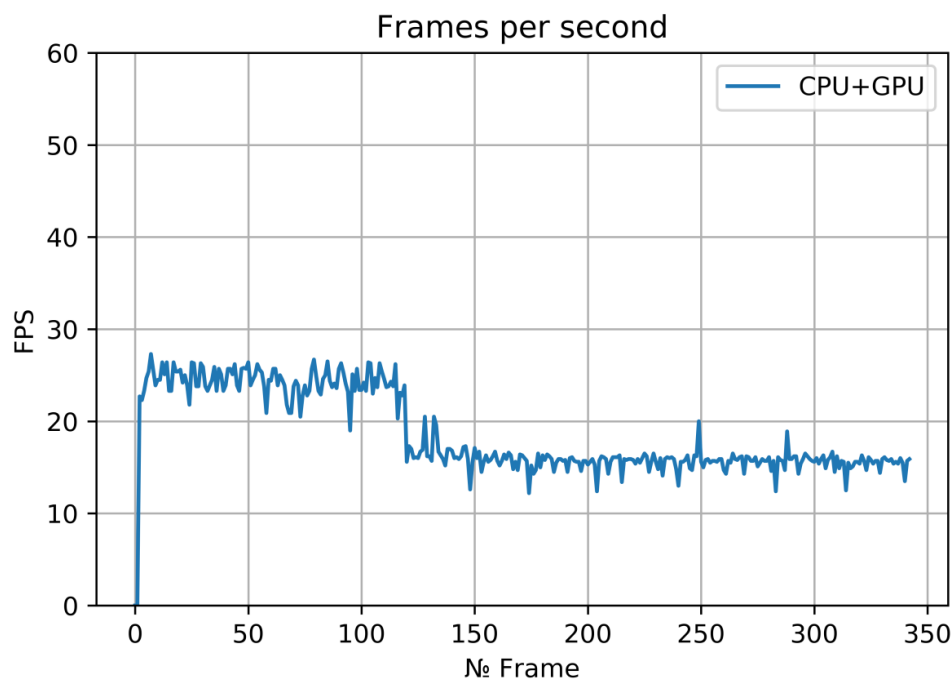


Рис. 7. Тестирование варианта С. Количество кадров в секунду

Большое количество неудавшихся попыток распознать лицо и в целом ниже процент по распознаванию при определении лица вышел в четвертом эксперименте, когда первый и третий этапы запущены на GPU, а второй на CPU. Всего 68 неудавшихся попыток (рис. 8).

На рисунке 9 видно, что количество кадров в секунду в среднем ниже, чем в предыдущем эксперименте.

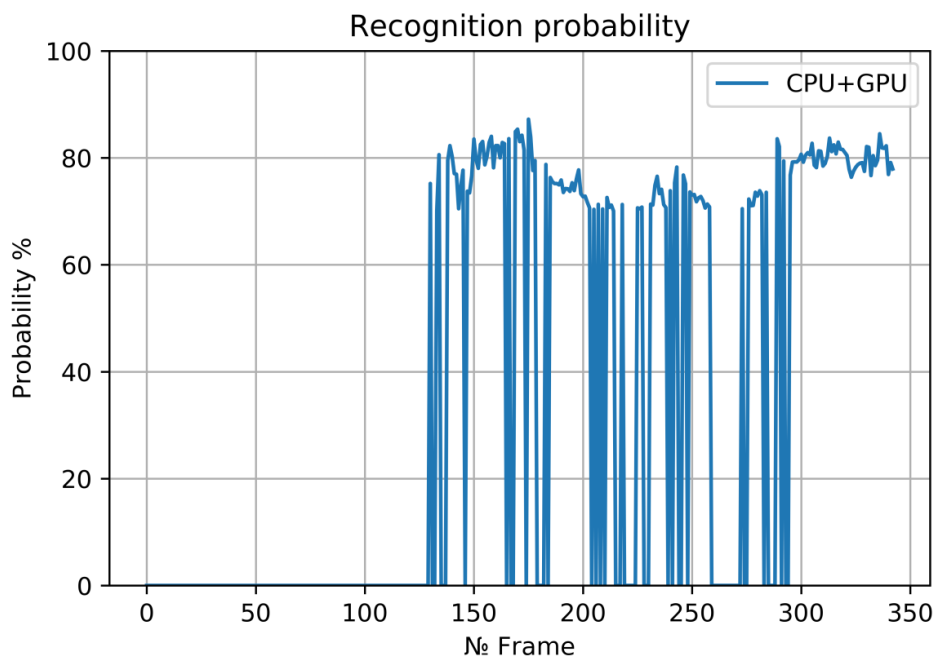


Рис. 8. Тестирование варианта D (GPU-CPU-GPU). Вероятность распознавания

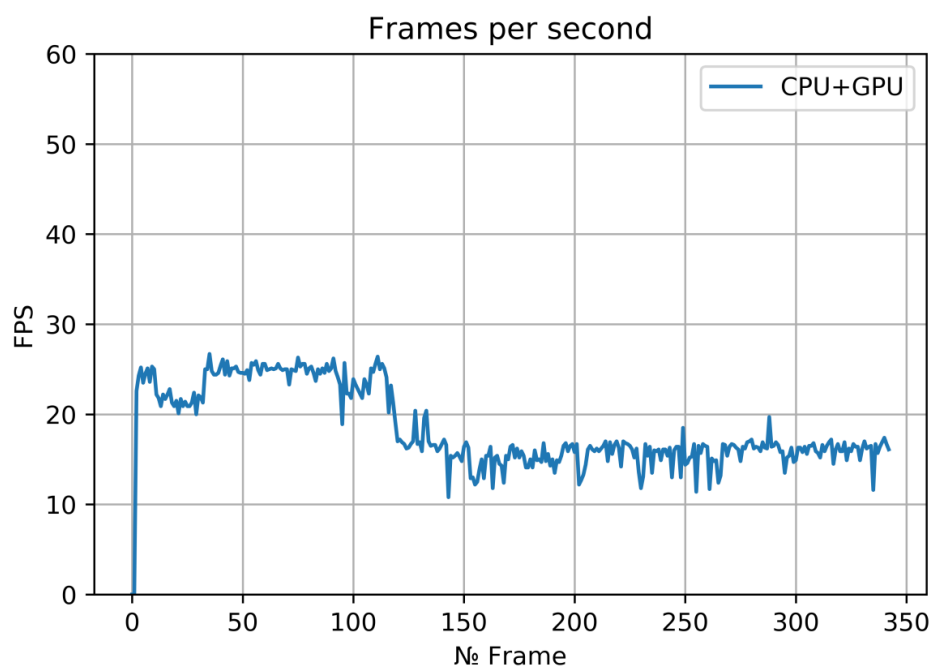


Рис. 9. Тестирование варианта D. Количество кадров в секунду

В пятом эксперименте первый этап запущен на GPU, второй и третий на CPU. Количество неудавшихся попыток всего составляет 10 (рис. 10), как и в первом эксперименте (где первый и третий этап запущены на CPU, а второй на GPU). Количество кадров в секунду (рис. 11) критически не отличается.

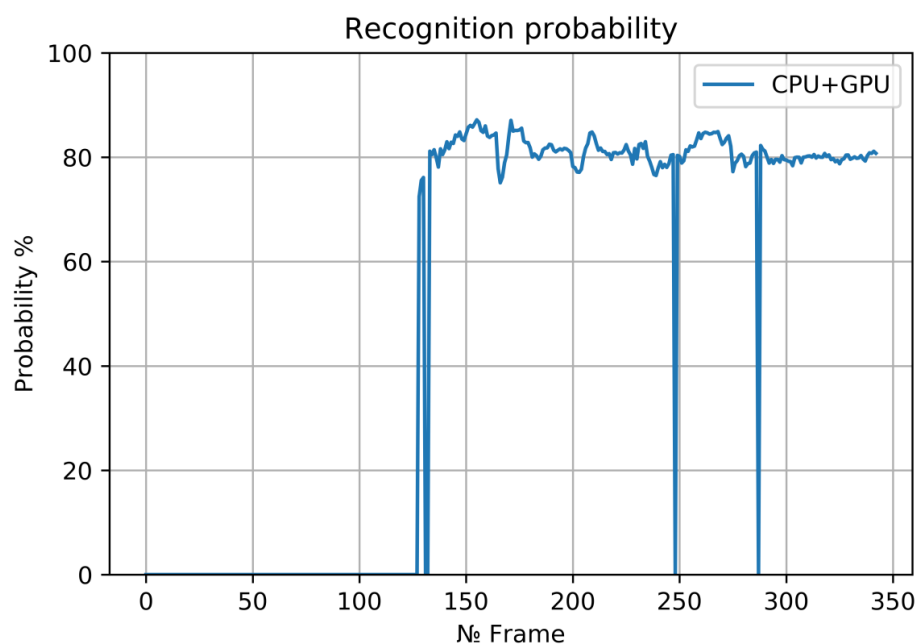


Рис. 10. Тестирование варианта Е (GPU-CPU-CPU). Вероятность распознавания

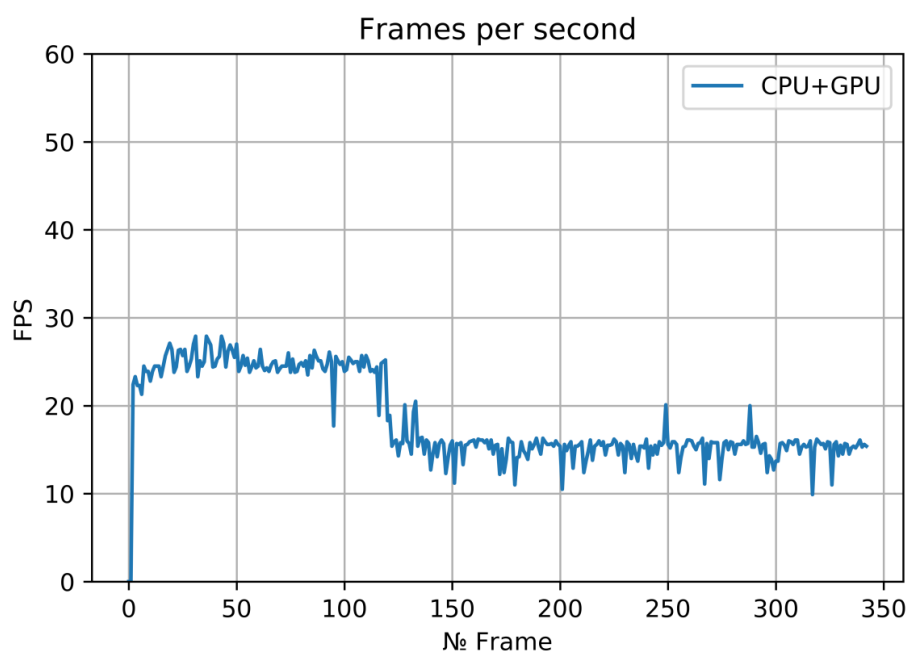


Рис. 11. Тестирование варианта Е. Количество кадров в секунду

В шестом эксперименте первый и второй этапы запущены на GPU, а третий на CPU. Количество неудавшихся попыток распознать лицо составляет 10 (рис. 12), как и в первом и пятом экспериментах. Количество кадров в секунду (рис.13) идентична предыдущему эксперименту.

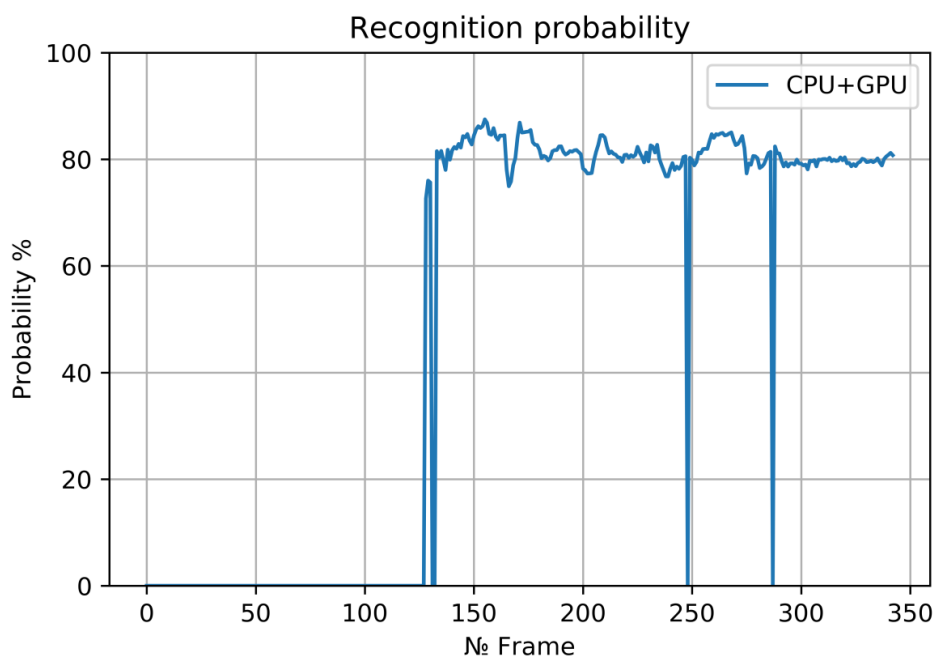


Рис. 12. Тестирование варианта F (GPU-GPU-CPU). Вероятность распознавания

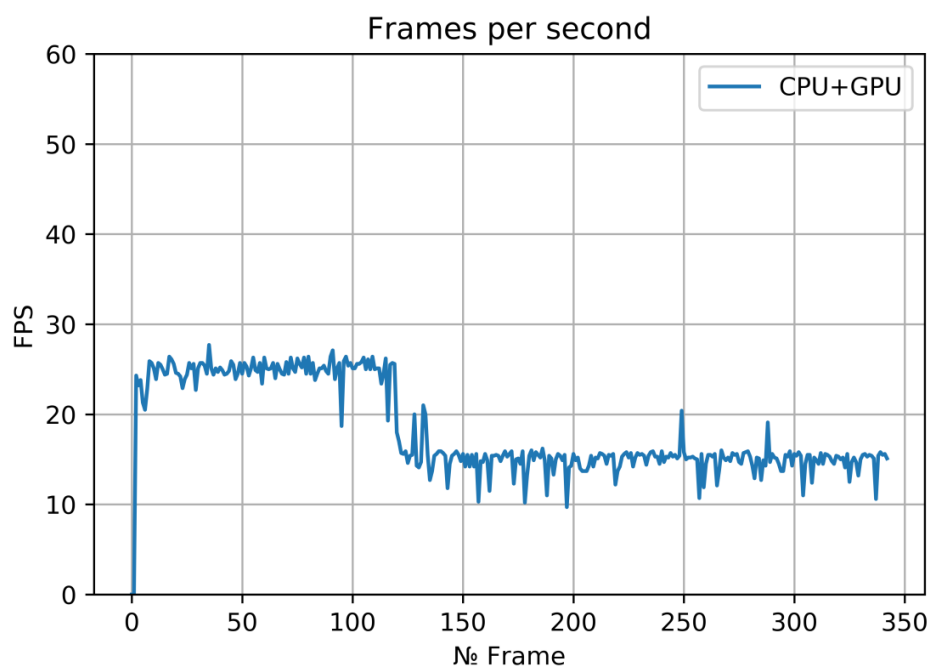


Рис. 13. Тестирование варианта F. Количество кадров в секунду

3. Выводы

Производительность работы системы распознавания лиц на основе нейронной сети была оценена на центральном и графическом процессоре. Нейронная сеть была протестирована на видео продолжительностью 11 секунд и 342 кадрах. Проанализированы количество кадров в секунду и вероятность распознавания лица. Лучший результат был получен при одновременном запуске первого этапа (face-detection-retail-0004), который находит лицо в

кадре и обнаруживает его положение на CPU, второго этапа (landmarks-regression-retail-0009), который предусматривает пять ориентиров на лице (два глаза, нос и два уголка губ) на GPU, третьего этапа (face-reidentification-retail-0095), который создает векторы функций близкие по косинусным расстоянием для подобных лиц и дальние для различных лиц на CPU. В данном случае обнаружено всего 10 неудачных попыток распознавания, стабильное количество кадров в секунду на протяжении распознавания.

Литература

- [1]. Liu C. A Bayesian discriminating features method for face detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, Vol. 25, 6., pp. 725-740.
- [2]. Viola P. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001, Vol. 1, pp. 511-518.
- [3]. Schneiderman H., Kanade T. Object Detection Using the Statistics of Parts. International Journal of Computer Vision, 2002, Vol. 56, 3, pp. 151-177.
- [4]. Berg T. L., C. Berg, J. Edwards, M. Maire, R. White, et al. Names and Faces in the News. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004, Vol. 2, pp. 848-854.
- [5]. O. Aleksandrova and Y. Bashkov, "3D face model reconstructing from its 2D images using neural networks," 2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT), Kyiv, Ukraine, 2019, pp. 98-101, doi: 10.1109/ATIT49449.2019.9030503.
- [6]. Le Cun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech and time series. Handbook Brain Theory Neural Networks, 1998, Vol. 7, 1, pp. 255–258.
- [7]. Blanz V., Vetter T. Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, Vol. 25, 9, pp. 1063-1074.
- [8]. Interactive Face Recognition Documentation [электронный ресурс] // OpenVino Documentation – Режим доступа:
https://docs.openvino toolkit.org/2020.1/ demos_python demos_face_recognition_demo_RE ADME.html

For contacts:

Graduate student, Oleksandra, Aleksandrova
Department of Applied Mathematics and Informatics
Donetsk National Technical University
E-mail: oleksandra.aleksandrova@donntu.edu.ua