

Д. В. Катасёва, Е. А. Бакалдина

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ СВЕРТОЧНЫЕ МОДЕЛИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ВОЗРАСТА ЧЕЛОВЕКА ПО ФОТОГРАФИИ

Ключевые слова: интеллектуальная система, возраст человека, нейросетевое моделирование, сверточная нейронная сеть, YOLOv8n, ResNet50V2, классификация изображений.

Статья посвящена решению задачи определения возраста человека по фотографии на основе построения и исследования нейросетевых сверточных моделей. Показано, что возраст человека является одним из значимых факторов, подлежащих определению при анализе изображений в ряде прикладных задач. Сфера применения систем автоматического определения возраста широка и включает такие направления как системы видеонаблюдения и контроля доступа, контентная фильтрация в онлайн-сервисах, маркетинг и персонализация рекламы, цифровые технологии в образовании, медицинская диагностика, дополненная и виртуальная реальность. Возрастные изменения, как правило, затрагивают следующие характеристики: наличие морщин, изменение овала лица, изменение цвета и текстуры кожи, опущение век, изменение формы губ и подбородка. Визуальные признаки могут быть замаскированы косметикой, медицинскими процедурами, стилем жизни, а также отличаться в зависимости от этнической принадлежности. Это делает задачу определения возраста по изображению особенно сложной. Поэтому для решения задачи определения возраста целесообразно использовать современные методы глубокого обучения. В работе для решения этой задачи применен подход на основе сверточных нейронных сетей. Для его реализации выполнены следующие этапы: получение и подготовка данных для анализа, выбор библиотек и архитектур для построения нейросетевых сверточных моделей, обучение нейросетевых сверточных моделей, оценка результатов работы моделей. Для реализации первого этапа выбраны следующие общедоступные наборы данных: Facial Age и UTKFace. Всего было реализовано три сценария подготовки данных: классификация по точному возрасту, классификация по одиннадцати возрастным диапазонам и классификация по пяти укрупненным возрастным категориям. Общее число изображений для классификации составило около 14000, из которых обучающая выборка содержала 9734, а валидационная – 4238 изображений. Для построения нейросетевых моделей использован язык программирования Python, а также библиотеки и фреймворки TensorFlow, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Scikit-learn, Pillow и Tkinter. Рассмотрены и сравнены две архитектуры сверточных нейронных сетей: ResNet50V2 и YOLOv8n. Архитектура YOLOv8n продемонстрировала преимущество перед ResNet50V2 по каждой из метрик Accuracy, Macro F1-score и Weighted F1-score. Выявлены проблемы с классификацией средневозрастных групп, что указало на необходимость дополнительной балансировки обучающей выборки и применения методов аугментации.

D. V. Kataseva, E. A. Bakaldina

NEURAL NETWORK CONVOLUTIONAL MODELS FOR DETERMINING HUMAN AGE FROM A PHOTOGRAPH

Keywords: intelligent system, human age, neural network modeling, convolutional neural network, YOLOv8n, ResNet50V2, image classification.

This article explores the problem of determining a person's age from a photograph using the construction and analysis of convolutional neural network models. It is shown that age is a significant factor in image analysis for a number of applied tasks. The application of automatic age determination systems is broad and includes such areas as video surveillance and access control systems, content filtering in online services, marketing and advertising personalization, digital technologies in education, medical diagnostics, and augmented and virtual reality. Age-related changes typically affect the following characteristics: wrinkles, facial contour changes, changes in skin color and texture, drooping eyelids, and changes in the shape of the lips and chin. Visual cues can be masked by cosmetics, medical procedures, lifestyle, and may also vary depending on ethnicity. This makes age determination from an image particularly challenging. Therefore, modern deep learning methods are appropriate for solving the age determination problem. This paper uses an approach based on convolutional neural networks to solve this problem. The following stages were completed for its implementation: obtaining and preparing data for analysis, selecting libraries and architectures for building convolutional neural network models, training convolutional neural network models, and evaluating the model performance. The following publicly available datasets were selected for the implementation of the first stage: Facial Age and UTKFace. A total of three data preparation scenarios were implemented: classification by exact age, classification by eleven age ranges, and classification by five coarse-grained age categories. The total number of images for classification was approximately 14,000, of which the training set contained 9,734 and the validation set contained 4,238 images. The Python programming language, as well as the TensorFlow, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Scikit-learn, Pillow, and Tkinter libraries and frameworks, were used to build the neural network models. Two convolutional neural network architectures are considered and compared: ResNet50V2 and YOLOv8n. The YOLOv8n architecture demonstrated superiority over ResNet50V2 for each of the metrics: Accuracy, Macro F1-score, and Weighted F1-score. Issues with classifying middle-aged groups were identified, indicating the need for additional balancing of the training set and the use of augmentation methods.

Введение

В современных условиях наблюдается активное развитие и внедрение систем, способных распознавать биометрические признаки человека [1, 2]. Возраст человека является одним из важных параметров, подлежащих определению при анализе изображений в ряде прикладных задач, включая безопасность, маркетинг, здравоохранение, персонализированные сервисы и социальные исследования. С развитием технологий компьютерного зрения [3, 4] и глубокого обучения [5] появилась возможность автоматизировать процесс определения возраста человека по фотографии с использованием интеллектуальных систем [6, 7], основанных на нейросетевых архитектурах [8-10]. Автоматическое определение возраста, которое может использоваться для адаптации пользовательского опыта, контроля доступа, демографической аналитики, а также в системах наблюдения и сопровождения. При этом точность и универсальность таких решений напрямую зависят от качества обучающих данных, архитектуры моделей и методов обработки изображений.

Анализ предметной области и постановка задачи определения возраста человека

Определение возраста человека по изображению лица [11] – актуальная задача в области компьютерного зрения и биометрии. Современные достижения в области глубокого обучения и обработки изображений позволили существенно повысить точность таких систем, что открыло широкие перспективы для их практического использования. Эта задача относится к числу неконтактных биометрических методов [12, 13], не требующих участия человека, что особенно ценно в условиях массового видеонаблюдения или работы с архивами данных.

Сфера применения систем автоматического определения возраста [14] чрезвычайно широка и включает в себя следующие направления [15-17]:

- 1) системы видеонаблюдения и контроля доступа;
- 2) контентная фильтрация в онлайн-сервисах;
- 3) маркетинг и персонализация рекламы;
- 4) цифровые технологии в образовании;
- 5) медицинская диагностика;
- 6) дополненная и виртуальная реальность.

В отличие от точного возраста (в годах), в прикладных задачах чаще используется классификация по возрастным категориям, поскольку она обладает большей устойчивостью к индивидуальным особенностям внешности и условиям съемки. К числу факторов, влияющих на внешний вид лица, относятся мимика, макияж, освещение, поза, этнические особенности, а также общий стиль фотографии. Все эти условия усложняют задачу автоматического распознавания возраста.

Возрастные изменения, как правило, затрагивают следующие характеристики [18]:

- 1) наличие морщин;
- 2) изменение овала лица;
- 3) изменение цвета и текстуры кожи;
- 4) опущение век;
- 5) изменение формы губ и подбородка.

Несмотря на то, что перечисленные признаки в совокупности могут указывать на возраст человека, не существует одного универсального признака, однозначно отражающего возраст. Кроме того, визуальные признаки могут быть замаскированы косметикой, медицинскими процедурами, стилем жизни (например, спорт, питание, курение), а также отличаться в зависимости от этнической принадлежности. Это делает задачу автоматического определения возраста по изображению особенно сложной, поскольку модель должна учитывать многофакторные и часто не прямые корреляции между внешним видом и хронологическим возрастом. По этой причине современные подходы к решению задачи классификации возраста основываются на глубоком обучении [19, 20], где нейронная сеть сама обучается находить оптимальные признаки и их комбинации, улавливая тонкие паттерны, недоступные традиционному компьютерному зрению.

Существующие подходы к решению данной задачи можно условно разделить на три группы: методы, основанные на ручных признаках [21, 22], традиционные методы машинного обучения [23, 24] и современные методы с использованием сверточных нейронных сетей [25, 26].

Сверточные нейронные сети, в отличие от других методов, позволяют автоматически извлекать наиболее значимые признаки с изображений, не требуя ручного вмешательства в процесс формирования признаков. Благодаря своей многослойной архитектуре, такие сети способны распознавать как низкоуровневые текстуры (например, морщины), так и высокоуровневые формы (например, изменение овала лица или осанки головы). Наиболее популярными являются следующие архитектуры [27]: VGGNet, ResNet, EfficientNet, MobileNet, YOLO. Следует отметить, что модели часто сталкиваются с трудностями, включающими разбалансировку по возрастным категориям, зависимость от этнического и полового состава обучающей выборки, снижение точности при наличии макияжа, очков, масок, а также в условиях плохой освещенности.

Существует два подхода к формулировке задачи определения возраста человека:

1) классификация по возрастным категориям – возраст делится на фиксированные классы (дети, подростки, взрослые, пожилые), а задача определения возраста сводится к задаче классификации;

2) регрессия возраста – модель определяет числовое значение возраста, что позволяет получить более точную оценку, но требует применения другого подхода к обучению и оценке.

Несмотря на наличие готовых решений, таких как DEX, InsightFace, Face++, Amazon Rekognition, Microsoft Azure Face API, Google Cloud Vision, большинство из них являются коммерческими и закрытыми, что затрудняет их использование в научных исследованиях. Кроме того, точность систем может снижаться при изменении условий съемки, выражения лица и других факторов. В связи с этим актуальной задачей является построение и исследование интеллектуальных моделей для определения возраста человека по фотографии.

В данной работе для решения этой задачи применен подход на основе сверточных нейронных сетей [28, 29]. Для его реализации выполнены следующие этапы:

- 1) получение и подготовка данных для анализа;
 - 2) выбор библиотек и архитектур для построения нейросетевых сверточных моделей;
 - 3) обучение нейросетевых сверточных моделей;
 - 4) оценка результатов работы моделей.
- Рассмотрим эти этапы более подробно.

Получение и подготовка данных для построения нейросетевых моделей

Для решения задачи определения возраста человека по фотографии выбраны следующие общедоступные наборы данных:

1) Facial Age [30] – набор из 10000 изображений лиц размером 200×200 пикселей (набор предоставляет точные числовые метки возраста в диапазоне от 1 до 100 лет, изображения характеризуются разнообразием условий съемки, включая различные ракурсы, освещение и выражения лиц, при этом сохраняют хорошее техническое качество, а сами фотографии сгруппированы по возрастам);

2) UTKFace [31] – набор, содержащий более 20000 изображений лиц людей различных национальностей и возрастных групп от 0 до 116 лет (все изображения в наборе имеют аннотации возраста, пола и расы, фотографии представлены в различных ракурсах, с разнообразным освещением и выражениями лиц, размер изображений 200×200 пикселей, при этом выборка данных хорошо сбалансирована по категориям и широко используется в задачах регрессии возраста, а также в задачах классификации по возрастным категориям; этот набор использован для повышения обобщающей способности модели).

На рисунке 1 представлены примеры изображений из указанных наборов данных.



Рис. 1 – Примеры анализируемых изображений

Fig. 1 – Examples of analyzed images

Для подготовки выборок и проведения экспериментов написаны скрипты на языке Python. На этапе подготовки данных реализована автоматическая группировка изображений и формирование обучающей и валидационной выборок. Всего было реализовано три сценария подготовки данных:

1) классификация по точному возрасту (изображения распределялись на обучающую (70%) и валидационную (30%) выборки данных без изменения исходной структуры папок, а модель обучалась определению точного возраста на основе изображения, при этом количество классов соответствовало количеству возрастных меток от 1 до 100+);

2) классификация по возрастным диапазонам (для повышения устойчивости классификации и уменьшения количества классов выполнена группировка изображений по следующим возрастным диапазонам: «0-3», «4-9», «10-13», «14-17», «18-21», «22-30», «31-40», «41-50», «51-60», «61-79», «80+»; изображения группировались в соответствующие папки по диапазонам, после чего вновь разделялись на обучающую и валидационную выборки в соотношении 70% и 30% соответственно);

3) классификация по укрупненным возрастным категориям (использовалась схема, основанная на логическом делении возраста на 5 групп: дети от 0 до 8 лет, подростки 9-17 лет, молодежь 18-40 лет, взрослые 41-65 лет, пожилые 65 и более лет).

Такие варианты деления позволили провести сравнительный анализ производительности моделей при различной детализации возрастных меток. При формировании выборок данных для анализа в набор Facial Age были добавлены изображения из набора UTKFace. Общее число изображений составило около 14000, из которых обучающая выборка содержала 9734, а валидационная – 4238 изображений.

Выбор библиотек и архитектур нейросетевых моделей

Для построения нейросетевых моделей определения возраста человека использован язык программирования Python, а также следующие библиотеки и фреймворки: TensorFlow, NumPy, Matplotlib, Seaborn, Scikit-learn, Pillow и Tkinter. В качестве основного фреймворка для построения нейросетевых моделей выбран TensorFlow. Поверх TensorFlow использовалось высокоуровневое API Keras [32].

Для выполнения численных операций и работы с многомерными массивами применялась библиотека NumPy, а для построения графиков – Matplotlib и Seaborn. Эти инструменты использовались для визуализации метрик обучения модели, таких как точность и функция потерь, а также для отображения матрицы ошибок. Библиотека Scikit-learn использовалась для расчета метрик качества модели, таких как точность, полнота и F1-мера, а также для построения классификационного отчета. Работа с изображениями осуществлялась с помощью библиотеки Pillow, которая обеспечивала базовые операции загрузки и обработки изображений. Для создания графического интерфейса использовалась стандартная библиотека Tkinter. С ее помощью реализовано простое окно, в котором пользователь может загрузить фотографию для определения возраста.

В исследовании рассмотрены и сравнены две архитектуры сверточных нейронных сетей: ResNet50V2 [33] и YOLOv8n [34]. Эти модели выбраны в связи с их популярностью, доступностью и широким применением в задачах анализа изображений.

ResNet50V2 [35] – это глубокая архитектура сети, содержащая 50 слоев. Основная идея ResNet заключается в использовании остаточных связей, которые позволяют передавать информацию и градиенты, минуя несколько слоев. Это способствует решению проблемы затухающего градиента и позволяет обучать более глубокие модели.

Модель YOLOv8n [36] – это детектор объектов семейства YOLO. Изначально архитектура предназначалась для задач детекции, но была адаптирована под задачу классификации возраста. YOLOv8n отличается высокой скоростью обработки изображений и компактностью модели, что делает ее пригодной для использования в реальном времени, в том числе на устройствах с ограниченными ресурсами.

Обучение сверточных нейросетевых моделей

Каждая из выбранных моделей обучалась по трем сценариям классификации возраста: по точному возрасту, по возрастным диапазонам и по укрупненным возрастным категориям. Все эксперименты проводились на локальной вычислительной машине Lenovo ThinkPad с процессором Intel Core i5-1135G7 одиннадцатого поколения, работающей под управлением операционной системы Windows 10x64. В качестве среды разработки использовалась стандартная интегрированная среда IDLE, входящая в состав дистрибутива Python.

Для воспроизводимости результатов во всех библиотеках и фреймворках зафиксированы значения генераторов случайных чисел. Предобработка изображений включала нормализацию значений пикселей в диапазоне $[0, 1]$, а также применение стандартных методов аугментации: горизонтальное отражение и случайное вращение.

Для классификации изображений по возрастным категориям сначала использовалась предобученная архитектура YOLOv8n. Размер входного изображения был установлен 200×200 пикселей, размер батча – 32, количество эпох – 50. Обучение проводилось на процессоре (режим `device='cpu'`), используя встроенные механизмы библиотеки Ultralytics.

В первом сценарии модель училась различать точный возраст человека на фотографии. Это самая сложная задача, так как количество классов превышает 100. Несмотря на это, модель смогла обучиться, но метрики качества остались на относительно низком уровне из-за сложности решаемой задачи и ограниченных вычислительных ресурсов. По завершении обучения модель YOLOv8n достигла точности 23%, потери составили 2,91 на валидационной выборке данных. Графики точности и потерь представлены на рисунке 2.

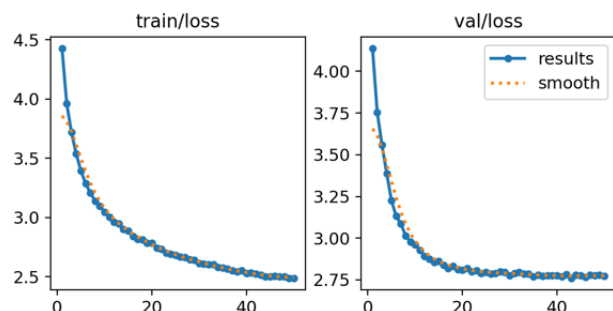


Рис. 2 – Графики функции потерь для YOLOv8n при классификации по точному возрасту

Fig. 2 – Loss function plots for YOLOv8n for exact age classification

Обучение происходило стабильно, однако отсутствие выраженного снижения loss на валидационной выборке после определенного момента говорит о необходимости более глубокой архитектуры или сбалансированных данных для решения задачи.

Во втором сценарии задача была упрощена до 11 классов. Это позволило частично компенсировать дисбаланс данных. По завершении обучения модель YOLOv8n достигла точности 68%, потери составили 1,02 на валидационной выборке. Функция потерь на протяжении обучения стабильно снижалась, как показано на рисунке 3, и модель достигла оптимального качества уже к 25-й эпохе, после чего вышла на плато.

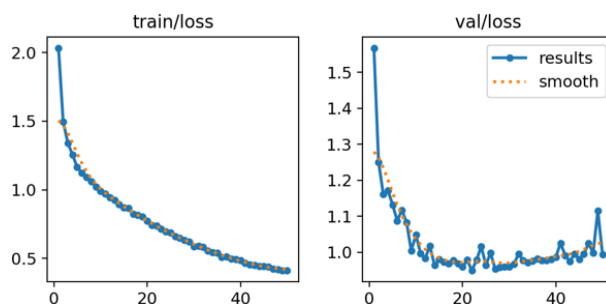


Рис. 3 – Графики функции потерь для YOLOv8n при классификации по 11 категориям

Fig. 3 – Loss function plots for YOLOv8n for classification into 11 categories

В задаче классификации по 5 категориям сеть YOLOv8n показала хорошую обобщающую способность. По завершении обучения модель достигла точности 84%, потери составили 0,54 на валидационной выборке, о чем свидетельствуют графики, приведенные на рисунке 4.

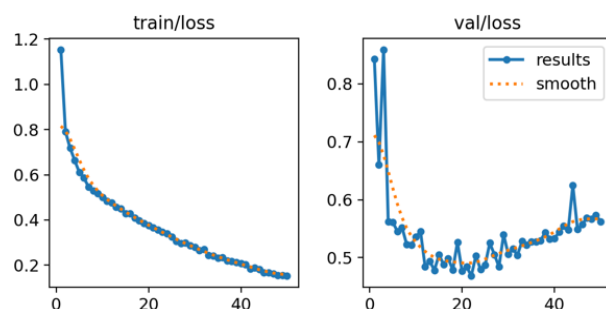


Рис. 4 – Графики функции потерь для YOLOv8n при классификации по 5 категориям

Fig. 4 – Loss function plots for YOLOv8n when classifying into 5 categories

Модель быстро достигла высокой точности, а признаки переобучения не наблюдались. Это подтверждает устойчивость YOLOv8n при решении задачи с ограниченным числом классов.

Сеть ResNet50V2 использовалась в виде предобученной модели ImageNet с дообучением верхних слоев под задачу классификации возраста. Архитектура сети дополнена следующими слоями: слой глобального усреднения, полносвязный слой из 256 нейронов с активацией ReLU, а также выходной

слой с функцией активации softmax, соответствующий количеству классов в конкретном сценарии.

Размер входных изображений составлял 224×224 пикселя. В качестве функции потерь использовалась categorical_crossentropy, оптимизатор – Adam с параметром learning_rate=1e-4. Обучение проводилось с использованием механизма ранней остановки, что позволило избежать переобучения. Размер батча – 32, обучение длилось до 50 эпох или до срабатывания ранней остановки.

Первый сценарий потребовал от модели различения большого количества классов (более 100). Несмотря на высокий уровень детализации задачи, ResNet50V2 справилась с ней на удовлетворительном уровне. Благодаря глубокой архитектуре и стратегии регуляризации удалось достичь относительно стабильного обучения. По завершении обучения модель ResNet50V2 достигла точности 21%, потери составили 3,21 на валидационной выборке.

На рисунке 5 представлен график функции потерь для модели ResNet50V2 при классификации по точному возрасту.

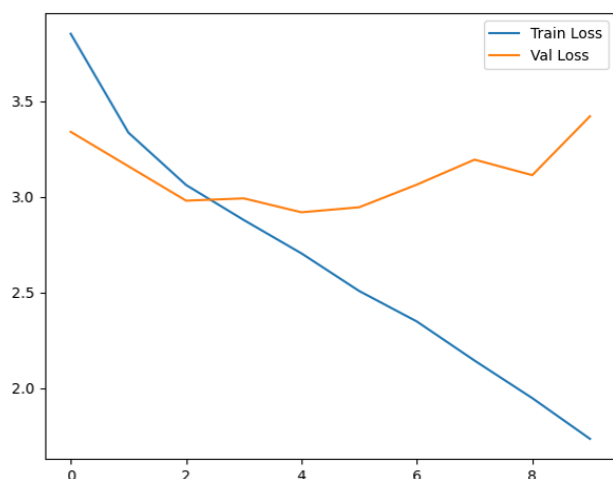


Рис. 5 – График функции потерь для ResNet50V2 при классификации по точному возрасту

Fig. 5 – Loss function plot for ResNet50V2 for exact age classification

График показывает плавное снижение loss, что свидетельствует о корректной сходимости модели. Однако сложность задачи и разреженность выборки ограничили итоговое качество модели.

Во втором сценарии уменьшение количества классов позволило добиться лучших результатов и повысить обобщающую способность модели. По завершении обучения она достигла точности 64%, потери составили 1,13 на валидационной выборке.

В третьем сценарии ResNet50V2 продемонстрировала более высокие результаты: по завершении обучения достигла точности 78%, потери составили 0,54 на валидационной выборке.

Оценка результатов классификации

В рамках исследования проведен сравнительный анализ эффективности двух архитектур глубокого обучения (YOLOv8n и ResNet50V2) в задаче определения возраста человека по изображению лица.

Для этого разработаны и реализованы три различных сценария группировки возрастных категорий, различающихся уровнем детализации возраста.

Для объективного сравнения моделей использовались следующие метрики [37]:

- accuracy (точность) – доля верно классифицированных образцов;
- macro F1-score – усредненное значение F1-меры без учета весов классов;
- weighted F1-score – среднее значение F1-меры с учетом весов классов.

В таблице 1 представлены обобщенные результаты обучения моделей по указанным метрикам.

Таблица 1 – Сравнение результатов обучения моделей YOLOv8n и ResNet50V2

Table 1 – Comparison of training results of YOLOv8n and ResNet50V2 models

Сценарий	Модель	Accuracy, %	Macro F1-score	Weighted F1-score
1	YOLOv8n	23,44	0,077	0,206
	ResNet50V2	21,00	0,07	0,19
2	YOLOv8n	68,36	0,669	0,685
	ResNet50V2	64	0,61	0,64
3	YOLOv8n	84,22	0,837	0,842
	ResNet50V2	78	0,77	0,78

Результаты исследования позволили сделать следующие выводы: использование укрупненных возрастных категорий является оптимальным с точки зрения соотношения точности и информативности результатов. Архитектура YOLOv8n продемонстрировала преимущество перед ResNet50V2 по всем метрикам, что определяет ее эффективность для решения поставленной задачи. Выявленные проблемы с классификацией средневозрастных групп показали необходимость дополнительной работы с балансировкой обучающей выборки [38, 39] и возможного применения методов аугментации данных [40, 41] для этих возрастных групп.

Заключение

На завершающем этапе работы на базе библиотеки Tkinter [42, 43] разработан пользовательский интерфейс для прототипа интеллектуальной системы определения возрастных категорий по фотографиям и проведено тестирование ее работоспособности. Система продемонстрировала устойчивую работу с изображениями различных форматов и разрешений, а также корректную обработку возможных ошибок пользователя. Наибольшие трудности система испытывала при распознавании пожилых людей (точность 93,8%), что объясняется большим разнообразием возрастных изменений в этой категории. Наилучшие результаты достигнуты для подростков и молодых взрослых (100% точность).

В целом можно считать, что разработанное решение готово к практическому использованию в различных предметных областях человеческой деятельности. Перспективы развития системы связаны с расширением ее функциональности и улучшением

обработки сложных случаев при определении возраста человека по фотографии.

Литература

1. А.Е. Сулавко, *Прикладная информатика*, **13**, 1 (73), 128-143 (2018).
2. И.В. Бадиков, И.Ю. Мышкина, Л.Ю. Грудцына, *Научно-технический вестник Поволжья*, 5, 12-14 (2019).
3. Т.Ю. Гайнутдинова, С.В. Новикова, В.Г. Гайнутдинов, Н.В. Левшонков, *Известия высших учебных заведений. Авиационная техника*, 4, 54-61 (2023).
4. Р.Н. Минниханов, А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, В. Скибин, *Вестник Технологического университета*, **27**, 11, 199-205 (2024).
5. V.S. Sunku, V. Namboodiri, R. Mukkamala, *Problems of the Regional Energetics*, 1 (65), 1-11 (2025).
6. Р.И. Юсупова, Р.С. Зарипова, М.Г. Нуриев, *Казанская наука*, 2, 201-203 (2025).
7. С.В. Новикова, З.З. Мингалиев, *Современные информационные технологии и ИТ-образование*, **17**, 1, 90-98 (2021).
8. О.А. Пырнова, Р.С. Зарипова, *International Journal of Advanced Studies*, **12**, 3-2, 46-51 (2022).
9. А.С. Катасёв, Ч.Ф. Ахатова, *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана*, 12, 34-42 (2012).
10. А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, Ю.Н. Смирнов, Л.Н. Кунафина, *Вестник Технологического университета*, **27**, 10, 101-105 (2024).
11. А.В. Рыбинцев, *Вестник Московского энергетического института*, 6, 103-109 (2018).
12. К.А. Петрова, Т.А. Самойлова, *Системы компьютерной математики и их приложения*, 25, 134-142 (2024).
13. М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, *Информация и безопасность*, **21**, 3, 366-371 (2018).
14. Y. Fu, G. Guo, T.S. Huang, *IEEE TPAMI*, **32**, 11, 1955-1976 (2010).
15. Н.А. Князев, *Процессы управления и устойчивость*, **8**, 1, 284-288 (2021).
16. Ю.В. Довгялло, К.М. Вельма, Е.А. Горбачева, *Университетская клиника*, 4 (37), 37-41 (2020).
17. Е.Д. Лосева, *Национальная Ассоциация Ученых*, 2-10 (7), 39-42 (2015).
18. А.Г. Черевичко, *Актуальные научные исследования в современном мире*, 2-4 (58), 216-219 (2020).
19. S. Wang, B. Chen, *Informatics. Economics. Management*, 2, 4, 134-144 (2023).
20. О.А. Пырнова, М.Г. Кузнецов, Д.П. Никоноров, *Научно-технический вестник Поволжья*, 12, 369-372 (2023).
21. М.А. Юрченко, Ю.И. Пиголкин, *Вестник судебной медицины*, **4**, 1, 5-8 (2015).
22. А.А. Чертовских, Е.С. Тучик, *Вестник современной клинической медицины*, **12**, 2, 58-61 (2019).
23. T. Zhuo, *Environmental Management Issues*, **3**, 8, 47-55 (2024).
24. Р. Тунисбек, Е. Kultyshev, *Universum: технические науки*, 5-10 (134), 9-17 (2025).
25. А.С. Катасёв, Т.И. Тухбатуллин, *Вестник Технологического университета*, **26**, 4, 53-57 (2023).
26. Д.А. Набиуллин, В.В. Кононова, С.В. Новикова, *Вестник Технологического университета*, **24**, 6, 103-107 (2021).
27. С.А. Ярушев, А.Н. Лукьянов, Д.А. Воробьев, А.А. Поляков, *Мягкие измерения и вычисления*, **86**, 1, 34-41 (2025).
28. В.Д. Васкан, *ИТ-Стандарт*, 3 (28), 34-39 (2021).
29. М.Е. Колобаев, Д.А. Прытыка, Д.О. Михайлова, Е.И. Воеводина, А.В. Юрченко, *Мягкие измерения и вычисления*, **69**, 8, 69-78 (2023).
30. kaggle.com: сайт. — URL: <https://www.kaggle.com/datasets/frabbiw/facial-age> (дата обращения: 20.11.2025).
31. susanqq.github.io: сайт. — URL: <https://susanqq.github.io/UTKFace/> (дата обращения: 20.11.2025).
32. V.B. Patel, R.D. Morena, *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, **9**, 6, 293-297 (2020).
33. C. Agusniar, D. Adelia, *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, **8**, 1, 1-6 (2024).
34. Sh. Chen, Y. Liao, F. Lin, Ch. Shu, *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, **40**, 3, 439-447 (2025).
35. M.U. Tariq, D.P. Salgado, B.M. Murphy, K. Buckley, Ch. Beder, *IET Conference Proceedings*, 10, 202-209 (2024).
36. Ch. Sun, X. Wang, K. Yang, Ch. Liu, Ch. Sun, *IET Conference Proceedings*, 21, 512-521 (2025).
37. В.А. Архипов, *Вестник Алтайской академии экономики и права*, 9-2, 12-15 (2019).
38. А.С. Катасёв, Д.В. Катасёва, Ю.Н. Смирнов, В.А. Графский, *Вестник Технологического университета*, **27**, 6, 106-110 (2024).
39. А.В. Мельников, Ю.М. Полищук, М.А. Русанов, В.Р. Аббазов, Г.А. Кочергин, М.А. Куприянов, О.А. Байсаламова, О.И. Соколов, *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*, **24**, 5, 806-814 (2024).
40. М.В. Дагаева, М.А. Сулейманов, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников, *Вестник Технологического университета*, **21**, 2, 133-138 (2018).
41. А. Ахмад, Н.А. Андриянов, В.И. Соловьев, Д.А. Соломатин, *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*, **23**, 2, 5-16 (2023).
42. Sh. Kurzadkar, A. Dadhe, P. Bhojar, P. Kumbhare, S. Kadak, N. Bhore, *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, **11**, 1, 204-208 (2022).
43. R. Kumari, A. Khanna, R. Miglani, *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, **8**, 2, 297-302 (2023).

References

1. A.E. Sulavko, *Applied Informatics*, **13**, 1 (73), 128-143 (2018).
2. I.V. Badykov, I.Yu. Myshkina, L.Yu. Grudtsyna, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 5, 12-14 (2019).
3. T.Yu. Gainutdinova, S.V. Novikova, V.G. Gainutdinov, N.V. Levshonkov, *News of higher educational institutions. Aviation technology*, 4, 54-61 (2023).
4. R.N. Minnikhanov, A.S. Katasev, D.V. Katasyova, V. Skibin, *Herald of Technological University*, **27**, 11, 199-205 (2024).
5. V.S. Sunku, V. Namboodiri, R. Mukkamala, *Problems of the Regional Energetics*, 1 (65), 1-11 (2025).
6. R.I. Yusupova, R.S. Zaripova, M.G. Nuriev, *Kazan science*, 2, 201-203 (2025).
7. S.V. Novikova, Z.Z. Mingaliev, *Modern information technologies and IT education*, **17**, 1, 90-98 (2021).
8. O.A. Pynova, R.S. Zaripova, *International Journal of Advanced Studies*, **12**, 3-2, 46-51 (2022).
9. A.S. Katasev, Ch.F. Akhatova, *Science and Education: Scientific Publication of the Bauman Moscow State Technical University*, 12, 34-42 (2012).
10. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, Yu.N. Smirnov, L.N. Kunafina, *Herald of Technological University*, **27**, 10, 101-105 (2024).
11. A.V. Rybintsev, *Bulletin of the Moscow Power Engineering Institute*, 6, 103-109 (2018).
12. K.A. Petrova, T.A. Samoilova, *Computer Mathematics Systems and Their Applications*, 25, 134-142 (2024).

13. M.V. Dagaeva, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, *Information and Security*, **21**, 3, 366-371 (2018).
14. Y. Fu, G. Guo, T.S. Huang, *IEEE TPAMI*, **32**, 11, 1955-1976 (2010).
15. N.A. Knyazev, *Management Processes and Stability*, **8**, 1, 284-288 (2021).
16. Yu.V. Dovgyallo, K.M. Velma, E.A. Gorbachev, *University Clinic*, 4 (37), 37-41 (2020).
17. E.D. Loseva, *National Association of Scientists*, 2-10 (7), 39-42 (2015).
18. A.G. Cherevichko, *Current Scientific Research in the Modern World*, 2-4 (58), 216-219 (2020).
19. S. Wang, B. Chen, *Informatics. Economics. Management*, **2**, 4, 134-144 (2023).
20. O.A. Pynova, M.G. Kuznetsov, D.P. Nikonov, *Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region*, 12, 369-372 (2023).
21. M.A. Yurchenko, Yu.I. Pigolkin, *Bulletin of Forensic Medicine*, **4**, 1, 5-8 (2015).
22. A.A. Chertovskikh, E.S. Tuchik, *Bulletin of Modern Clinical Medicine*, **12**, 2, 58-61 (2019).
23. T. Zhuo, *Environmental Management Issues*, **3**, 8, 47-55 (2024).
24. P. Tynysbekov, E. Kultyshev, *Universum: Technical Sciences*, 5-10 (134), 9-17 (2025).
25. A.S. Katasev, T.I. Tukhbatullin, *Herald of Technological University*, **26**, 4, 53-57 (2023).
26. YES. Nabiullin, V.V. Kononova, S.V. Novikova, *Herald of Technological University*, **24**, 6, 103-107 (2021).
27. S.A. Yarushev, A.N. Lukyanov, D.A. Vorobyov, A.A. Polyakov, *Soft Measurements and Computing*, **86**, 1, 34-41 (2025).
28. V.D. Vaskan, *IT Standard*, 3 (28), 34-39 (2021).
29. M.E. Kolobaev, D.A. Prytyka, D.O. Mikhailova, E.I. Voevodina, A.V. Yurchenko, *Soft Measurements and Computing*, **69**, 8, 69-78 (2023).
30. kaggle.com: website. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/frabbisw/facial-age> (date of access: 20.11.2025).
31. susanqq.github.io: website. – URL: <https://susanqq.github.io/UTKFace/> (date of access: 20.11.2025).
32. V.B. Patel, R.D. Morena, *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, **9**, 6, 293-297 (2020).
33. C. Agusniar, D. Adelia, *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, **8**, 1, 1-6 (2024).
34. Sh. Chen, Y. Liao, F. Lin, Ch. Shu, *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, **40**, 3, 439-447 (2025).
35. M.U. Tariq, D.P. Salgado, B.M. Murphy, K. Buckley, Ch. Beder, *IET Conference Proceedings*, 10, 202-209 (2024).
36. Ch. Sun, X. Wang, K. Yang, Ch. Liu, Ch. Sun, *IET Conference Proceedings*, 21, 512-521 (2025).
37. V.A. Arkhipov, *Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law*, 9-2, 12-15 (2019).
38. A.S. Katasev, D.V. Kataseva, Yu.N. Smirnov, V.A. Grafsky, *Herald of Technological University*, **27**, 6, 106-110 (2024).
39. A.V. Melnikov, Yu.M. Polishchuk, M.A. Rusanov, V.R. Abbazov, G.A. Kochergin, M.A. Kupriyanov, O.A. Baysalyamova, O.I. Sokolov, *Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics*, **24**, 5, 806-814 (2024).
40. M.V. Dagaeva, M.A. Suleimanov, D.V. Kataseva, A.S. Katasev, A.P. Kirpichnikov, *Herald of Technological University*, **21**, 2, 133-138 (2018).
41. A. Akhmad, N. A. Andrianov, V. I. Soloviev, D. A. Solomatina, *Bulletin of the South Ural State University. Series: Computer Technologies, Control, Radioelectronics*, **23**, 2, 5-16 (2023).
42. Sh. Kurzadkar, A. Dadhe, P. Bhoyar, P. Kumbhare, S. Kadak, N. Bhore, *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, **11**, 1, 204-208 (2022).
43. R. Kumari, A. Khanna, R. Miglani, *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, **8**, 2, 297-302 (2023).

© **Д. В. Катасёва** – канд. техн. наук, доцент кафедры Систем информационной безопасности (СИБ), Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева (КНИТУ им. А.Н. Туполева), Казань, Россия, DVKataseva@kai.ru; **Е. А. Бакалдина** – магистрант кафедры СИБ, КНИТУ им. А.Н. Туполева, olgaba.7750@gmail.com.

© **D. V. Kataseva** – PhD (Technical Sci.), Associate Professor of Information Security Systems (ISS) Department, Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev (KNRTU named after A.N. Tupolev), Kazan, Russia, DVKataseva@kai.ru; **E. A. Bakaldina** – Master-Student of the ISS department, KNRTU named after A.N. Tupolev, olgaba.7750@gmail.com.

Дата поступления рукописи в редакцию – 19.12.25.

Дата принятия рукописи в печать – 18.01.26.