

Информационные системы. Информатика. Проблемы информационной безопасности  
Information systems. Computer sciences. Issues of information security

УДК 658

<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2021-9-5-7-13>

## НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

## Структура локального детектора модели репринта объекта на изображении

А.А. Куликов<sup>@</sup>

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

<sup>@</sup> Автор для переписки, e-mail: [tibult41@gmail.com](mailto:tibult41@gmail.com)

**Резюме.** Задача распознавания объектов на изображениях является актуальной в настоящее время, поскольку существующие системы и методы не решают полностью проблему идентификации в сложных условиях: помехи, освещение, различные изменения на лице и т.д. С целью решения этой задачи разработан и описан локальный детектор для модели репринта объекта на изображении. Для локального детектора разработан трансформирующий автокодер (ТА) – модель нейронной сети. Данная модель является подвидом общего класса нейронных сетей снижения размерности. Локальный детектор способен, помимо определения изменения объекта, также определить и изначальную форму объекта. Особенностью ТА является представление участков изображения в компактном виде и проведение оценки параметров аффинной трансформации. Трансформирующий автокодер представляет собой гетерогенную сеть (ГС), состоящую из множества сетей меньшей размерности, называемых капсулами. Искусственные нейронные сети должны использовать локальные капсулы, которые выполняют некоторые довольно сложные внутренние вычисления на своих входах, а затем инкапсулируют результаты этих вычислений в небольшой вектор высокоинформативных выходов. Каждая капсула учится распознавать неявно определенный визуальный объект в ограниченной области условий просмотра и деформаций. Она выводит как вероятность того, что объект присутствует в своей ограниченной области, так и набор «параметров экземпляра», которые могут включать точную позу, освещение и деформацию визуального объекта относительно неявно определенной канонической версии этого объекта. Главное преимущество капсул, выводящих параметры экземпляра, заключается в простом способе распознавания целых объектов путем распознавания их частей. Капсула может научиться выводить позу своего визуального объекта в вектор, линейно связанный с «естественными» представлениями позы, которые используются в компьютерной графике. Существует простой и высокоселективный тест на то, имеют ли визуальные объекты, представленные двумя активными капсулами, правильные пространственные отношения для активации капсулы более высокого уровня. Трансформирующий автокодер решает проблему идентификации лицевых изображений в условиях помех (шумности), изменения освещенности и ракурса.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, распознавание изображений, распознавание образов, модель идентификации

• Поступила: 25.03.2021 • Доработана: 31.03.2021 • Принята к опубликованию: 26.05.2021

**Для цитирования:** Куликов А.А. Структура локального детектора модели репринта объекта на изображении. *Russ. Technol. J.* 2021;9(5):7–13. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2021-9-5-7-13>

**Прозрачность финансовой деятельности:** Автор не имеет финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

## RESEARCH ARTICLE

# The structure of the local detector of the reprint model of the object in the image

Alexander A. Kulikov @

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

@ Corresponding author, e-mail: tibult41@gmail.com

**Abstract.** Currently, methods for recognizing objects in images work poorly and use intellectually unsatisfactory methods. The existing identification systems and methods do not completely solve the problem of identification, namely, identification in difficult conditions: interference, lighting, various changes on the face, etc. To solve these problems, a local detector for a reprint model of an object in an image was developed and described. A transforming autocoder (TA), a model of a neural network, was developed for the local detector. This neural network model is a subspecies of the general class of neural networks of reduced dimension. The local detector is able, in addition to determining the modified object, to determine the original shape of the object as well. A special feature of TA is the representation of image sections in a compact form and the evaluation of the parameters of the affine transformation. The transforming autocoder is a heterogeneous network (HS) consisting of a set of networks of smaller dimension. These networks are called capsules. Artificial neural networks should use local capsules that perform some rather complex internal calculations on their inputs, and then encapsulate the results of these calculations in a small vector of highly informative outputs. Each capsule learns to recognize an implicitly defined visual object in a limited area of viewing conditions and deformations. It outputs both the probability that the object is present in its limited area and a set of “instance parameters” that can include the exact pose, lighting, and deformation of the visual object relative to an implicitly defined canonical version of this object. The main advantage of capsules that output instance parameters is a simple way to recognize entire objects by recognizing their parts. The capsule can learn to display the pose of its visual object in a vector that is linearly related to the “natural” representations of the pose that are used in computer graphics. There is a simple and highly selective test for whether visual objects represented by two active capsules A and B have the correct spatial relationships for activating a higher-level capsule C. The transforming auto-encoder solves the problem of identifying facial images in conditions of interference (noise), changes in illumination and angle.

**Keywords:** neural network, image recognition, pattern recognition, identification model

• Submitted: 25.03.2021 • Revised: 31.03.2021 • Accepted: 26.05.2021

**For citation:** Kulikov A.A. The structure of the local detector of the reprint model of the object in the image. *Russ. Technol. J.* 2021;9(5):7–13 (in Russ.). <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2021-9-5-7-13>

**Financial disclosure:** The author has no a financial or property interest in any material or method mentioned.

The author declares no conflicts of interest.

## ВВЕДЕНИЕ

Существующие системы и методы распознавания объектов на изображениях не решают полностью проблему идентификации, а именно, идентификации в сложных условиях: помехи, освещение, различные изменения на лице, изменение большого угла съемки (ракурс) и т.д. В современных методах распознавания использование множества нелинейных функций активаций применяемых нейронов является трудоемким и неточным процессом. Подтверждение тому – большое количество работ, посвященных данной

проблематике [1–13], что говорит об актуальности проблемы и ее нерешенности до сих пор. Актуальные методы, алгоритмы, системы требуют больших вычислительных мощностей либо применения программируемого постоянного запоминающего устройства в «умных» камерах, что ведет к удорожанию системы.

## ЛОКАЛЬНЫЙ ДЕТЕКТОР

Для решения описанных выше проблем при идентификации лицевых изображений (и не только) в работе разработан локальный детектор (ЛД)

для модели репринта объекта на изображении [14]. ЛД – элементарная единица модели репринта объекта (МРО) на изображении. Для локального детектора разработан трансформирующий автокодер (ТА) – модель нейронной сети. Данная модель является подвидом общего класса нейронных сетей снижения размерности. Помимо определения измененного объекта, ЛД способен также определить и изначальную форму объекта. В особенности ТА входит представление участков изображения в компактном виде и проведение оценки параметров аффинной трансформации.

Трансформирующий автокодер представляет собой гетерогенную сеть (ГС), которая состоит из множества сетей меньшей размерности – *капсул*.

Определение капсулы:

- все капсулы трансформирующего автокодера имеют одинаковую структуру;
- каждая капсула инкапсулирует визуализацию изображения объекта.

ТА – это нейронная сеть, для обучения которой непосредственно используется «метод обратного распространения ошибки», в качестве эталона используются входные значения автокодера. Функция в рассматриваемой нейронной сети представлена в простом виде  $c = f(x) = x$ . При использовании трансформирующего автокодера необходимо дополнительно применить ограничение – «узкое горло» в одном из слоев с меньшим числом нейронов, чем во входном слое.

Таким образом, нейроны, принадлежащие такому виду слоя, представляют собой репринт данных. В отличие от метода главных компонент, использование множества слоев трансформирующего автокодера и нелинейных функций активации нейронов является компактным и точным.

Приведем пример: когда набор данных (в данном случае – изображений) подается на вход и представлен в виде небольших изображений размером  $x \in R^{28 \cdot 28 = 784}$ , тогда их репринт может быть представлен скрытым слоем размером порядка 30, т.е.  $c = f(x) = R^{30}$ . В каждой капсуле присутствует один решающий нейрон, принимающий значение (0, 1) – это соответствует тому, что объект присутствует на изображении.

Стоит сказать, что некоторые из систем компьютерного зрения используют гистограммы ориентированных градиентов в качестве «визуальных слов» и моделируют пространственное распределение этих элементов с помощью грубой пространственной пирамиды. Такие методы могут правильно распознавать объекты, не зная точно, где они находятся – способность, которая используется для диагностики повреждений мозга у людей. Искусственные нейронные сети используют схемы распределения веса

с ручным кодированием для уменьшения числа свободных параметров и достигают локальной трансляционной инвариантности путем субсэмплирования активности локальных пулов переведенных реплик одного и того же ядра. После нескольких этапов субсэмплирования в сверточной сети высокоуровневые объекты имеют большую неопределенность в своих позах.

Искусственные нейронные сети должны использовать локальные капсулы, которые выполняют некоторые довольно сложные внутренние вычисления на своих входах, а затем инкапсулируют результаты этих вычислений в небольшой вектор высокоинформативных выходов. Каждая капсула учится распознавать неявно определенный визуальный объект в ограниченной области условий просмотра и деформаций. Капсула выводит как вероятность того, что объект присутствует в своей ограниченной области, так и набор «параметров экземпляра», которые могут включать точную позу, освещение и деформацию визуального объекта относительно неявно определенной канонической версии этого объекта. Когда капсула работает должным образом, вероятность присутствия визуальной сущности локально инвариантна – она не изменяется, когда сущность перемещается по многообразию возможных проявлений в ограниченной области, охватываемой капсулой. Параметры экземпляра являются «эквивариантными»: по мере изменения условий просмотра и перемещения объекта по внешнему многообразию параметры экземпляра изменяются на соответствующую величину, поскольку они представляют внутренние координаты объекта на внешнем многообразии [1].

Одно из главных преимуществ капсул, выводящих явные параметры экземпляра, заключается в простом способе распознавания целых объектов путем распознавания их частей. Если капсула может научиться выводить позу своего визуального объекта в вектор, линейно связанный с «естественными» представлениями позы, используемыми в компьютерной графике, существует простой и высокоселективный тест на то, имеют ли визуальные объекты, представленные двумя активными капсулами А и В, правильные пространственные отношения для активации капсулы более высокого уровня С. Предположим, что выходные данные позы капсулы А представлены матрицей  $T_A$ , которая задает преобразование координат между канонической визуальной сущностью и фактическим экземпляром этой сущности, найденным капсулой А. Если умножить  $T_A$  на функционал преобразования координат «часть-целое»  $T_{AC}$ , который связывает каноническую визуальную сущность А с канонической визуальной сущностью С, мы получим предсказание для  $T_C$ . Аналогично мы можем использовать  $T_B$  и  $T_{BC}$  для получения

другого прогноза. Если эти предсказания хорошо совпадают, экземпляры, найденные капсулами А и В, находятся в правильном пространственном соотношении для активации капсулы С, и среднее значение предсказаний говорит нам, как большая визуальная сущность, представленная С, преобразуется относительно канонической визуальной сущности С. Если, например, А – рот, а В – нос, то каждый из них может предсказать положение лица. Если эти предсказания совпадают, рот и нос должны находиться в правильном пространственном соотношении, чтобы сформировать лицо. Интересным свойством этого способа выполнения распознавания формы является то, что знание отношений «часть-целое» является инвариантным и представлено весовыми матрицами, тогда как знание параметров экземпляра наблюдаемых в данный момент объектов и их частей является эквивариантным с точки зрения точки зрения и представлено нейронными активностями.

Чтобы получить такую иерархию «часть-целое», капсулы, которые реализуют части самого низкого уровня в иерархии, должны извлекать явные параметры позы из интенсивности пикселей.

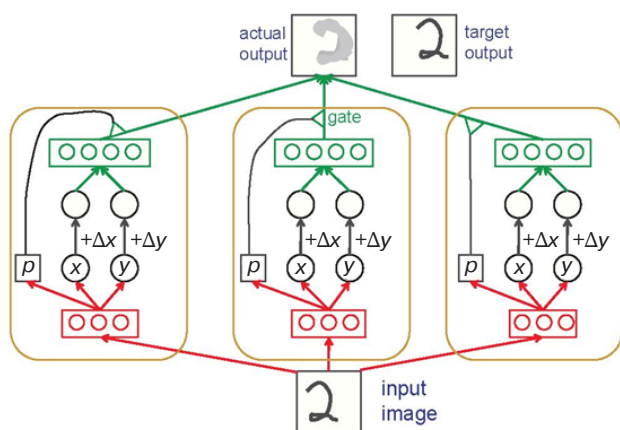


Рис. 1. Три капсулы трансформирующего автоэнкодера, моделирующего переводы

30 выходов модуля до и после сдвига на +3 или -3 пикселя

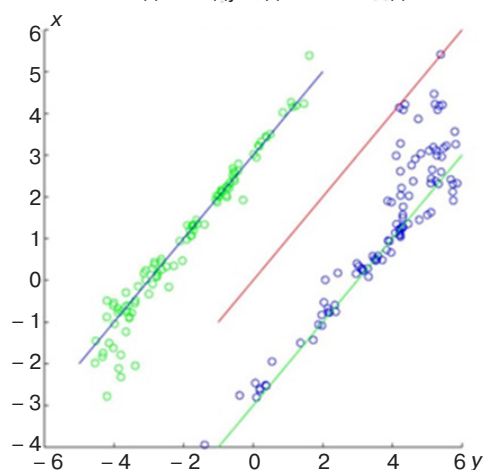
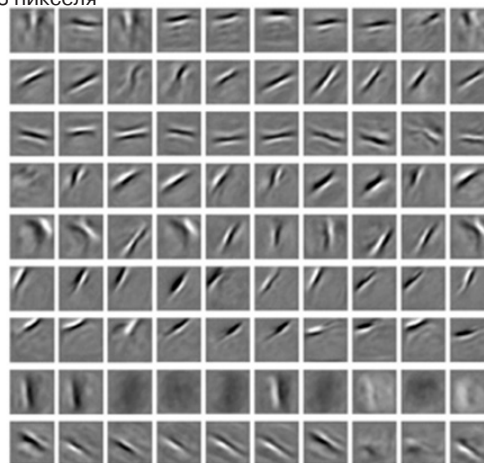


Рис. 2. Сдвиги значений  $x$  и  $y$

После того, как интенсивность пикселей была преобразована в выходные данные набора активных капсул первого уровня, каждая из которых производит явное представление позы своего визуального объекта, визуальные объекты могут быть распознаны с помощью активных капсул более низкого уровня.

Рассмотрим нейронную сеть прямой связи, показанную на рис. 1. Каждая капсула на рисунке имеет 3 блока распознавания и 4 блока генерации. Веса на соединениях изучаются путем обратного распространения расхождения между фактическими и целевыми выходами. Сеть детерминирована и, как только она была изучена, она может принимать в качестве входных данных изображение и желаемые сдвиги  $\Delta x$  и  $\Delta y$  и выводит сдвинутое изображение. Сеть состоит из нескольких отдельных капсул, которые взаимодействуют только на последнем слое, когда они сотрудничают для получения желаемого смещенного изображения. Каждая капсула имеет свои собственные логические «блоки распознавания», которые действуют как скрытый слой для вычисления трех чисел  $x$ ,  $y$  и  $p$ , являющимися выходами. Капсула будет посылать их на более высокие уровни системы зрения ( $p$  – вероятность того, что визуальная сущность капсулы присутствует на входном изображении). Капсула, в свою очередь, имеет свои генераторы, входными данными для этих блоков выступают величины  $x + \Delta x$  и  $y + \Delta y$ , где  $x$  и  $y$  – входные и выходные данные для одной капсулы. Капсулы изучают генеративные единицы с проективными полями, которые сильно локализованы (рис. 2). Опишем состояние для каждой из них функциями активации:

$$\begin{aligned} H_r &= \sigma(\mathbf{W}_{xh}x + b_r) \in (0,1)^{N_r}, \\ c &= \mathbf{W}_{hc}H_r + b_c \in \mathbb{R}^2, \\ c' &= c + s \in \mathbb{R}^2, \\ p &= \sigma(\mathbf{W}_{hp}H_r + b_p) \in (0,1), \\ H_g &= \sigma(\mathbf{W}_{c'g}c' + b_g) \in (0,1)^{N_g}, \\ y &= p\mathbf{W}_{hy}H_g \in \mathbb{R}^{784}. \end{aligned} \quad (1)$$





Заметим, что, если каждая капсула получает 9 вещественных выходов, которые обрабатываются как матрица размерности  $3 \times 3$ , ТА может быть обучен предсказывать полное 2D аффинное преобразование (перевод, вращение, масштабирование и сдвиг). Матрица преобразования  $\mathbf{T}$  применяется к выходу капсулы  $\mathbf{A}$ , чтобы получить матрицу  $\mathbf{T}_A$ . Элементы  $\mathbf{T}_A$  затем используются в качестве входных данных для блоков генерации при прогнозировании целевого выходного изображения.

Предполагается применить критерий разреженности в качестве вспомогательного условия. Применение критерия разреженности эффективно для ТА. Заметим, что условие разреженности обязано представлять собой лимитирование, накладываемое на нейроны порождающего и распознающего слоя. Так, для применения ТА в составе модели следует увеличить формулировку трансформации за пределы двумерных трансляций. Для условия разреженности применена информационная дивергенция уже разработанной автором модели идентификации лицевых изображений. Формула расстояния Кульбака – Лейблера имеет вид:

$$S = \sum_{j=1}^{L_n} KL(s \| \hat{s}_j) = \sum_{j=1}^{L_n} s \log \frac{s}{\hat{s}_j} + (1-s) \log \frac{1-s}{1-\hat{s}_j}, \quad (2)$$

где  $L_n$  – количество нейронов;  $\hat{s}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_j^{(L_n)} x_j)$  – среднее значение активации;  $s$  – параметр разреженности.

Установив величину параметра  $s$  пропорционально небольшой, можно ограничить среднюю активацию нейрона. Можно также изменять влияние этого параметра на работу гетерогенной сети, получив независимые признаки.

Для дальнейшей оптимизации параметров необходимо использовать функцию цены ТА с весами  $D$  и  $v$ , которая представлена формулой:

$$J_s(\mathbf{D}, \mathbf{v}) = J(\mathbf{D}, \mathbf{v}) + \beta \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^{L_i} KL(s \| \hat{s}_j), \quad (3)$$

где  $\beta$  – метапараметр;  $\mathbf{D}$  и  $\mathbf{v}$  – общие матрицы весов.

В алгоритм обратного распространения ошибки (ОРО) необходимо ввести дополнительный параметр. Ошибка по методу ОРО представляет собой выражение для некоторого слоя нейронной сети  $l$ :

$$\delta_i^{(l)} = \left( \left( \sum_{j=1}^L \mathbf{w}_{ji}^{(l)} \delta_j^{(l+1)} \right) + \beta \left( -\frac{s}{\hat{s}_j} + \frac{1-s}{1-\hat{s}_j} \right) \right) f'(z_i^l), \quad (4)$$

где  $z_i^l$  – аргумент функции активации  $i$ -го нейрона в слое  $l$ .

Параметр представляется в виде критерия разреженности. Значение  $s_j$  зависит от  $D$  и  $v$  как средняя активация нейрона  $j$ .

Из исследуемых методов и алгоритмов [1–3, 5, 6, 9–13, 15] ТА (нейронная сеть) показала наилучший результат при идентификации лицевых изображений в различных условиях съемки. В табл. 1 показаны результаты идентификации при изменении ракурса.

**Таблица 1.** Результаты идентификации при изменении ракурса

Ракурс	POSIT, %	SVM, %	Авторский (ТА), %
(0°, 15°)	82 ± 4	85 ± 2	99 ± 4
(15°, 30°)	80 ± 3	81 ± 3	98 ± 3
(30°, 45°)	79 ± 4	80 ± 4	97 ± 3
(45°, 60°)	81 ± 5	82 ± 4	98 ± 4

В табл. 2 показаны результаты идентификации при изменении уровня освещенности.

**Таблица 2.** Результаты идентификации при изменении уровня освещенности

Освещенность, %	POSIT, %	SVM, %	Авторский (ТА), %
25	35 ± 2	15 ± 2	88 ± 2
50	61 ± 5	47 ± 2	98 ± 2
75	70 ± 2	68 ± 4	98 ± 1
100	99 ± 1	99 ± 1	99 ± 1

В табл. 3 показаны результаты идентификации при возникновении различных помех, шумности на изображении. Под шумностью понимается нечеткость изображения при увеличении. Помехи – различные помехи при получении изображения, а также присутствие на лицевом изображении дополнительных атрибутов: очки, усы, макияж и т.д.

**Таблица 3.** Результаты идентификации при возникновении различных помех, шумности на изображении

Параметры	POSIT, %	SVM, %	Авторский (ТА), %
шумность	84 ± 2	92 ± 2	97 ± 2
помехи	89 ± 5	83 ± 2	99 ± 1

Как видно из приведенных результатов, ТА, использующий локальный детектор, менее чувствительно реагирует на изменение ракурса положения лицевого изображения, освещенности и наличие помех (шумность).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Из проведенного исследования следует, что перспективным направлением дальнейшей работы является распространение предложенного метода на трехмерные предметы, а также комбинация местных пространственных структур с гипотетической 3D-моделью объекта. Представленный ЛД (элемент модели МРО) решает проблему устойчивости идентификации лицевых изображений в условиях помех (шумности), изменения освещенности и ракурса.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

## REFERENCES

1. Парфинович С.Н. Алгоритмы распознавания лиц для верификации личности по изображению. В сб.: «Молодой исследователь: вызовы и перспективы»: сб. мат. CXIV Международной научно-практической конференции. М.: Интернаука; 2019. С. 155–163.
2. Ахмедов А.А., Сагидов Г.С., Курбанисмаилов Г.М. Алгоритм распознавания лиц на основе метода Виолы – Джонса. В сб.: «Молодой исследователь: вызовы и перспективы»: сб. мат. CXVIII Международной научно-практической конференции. М.: Интернаука; 2019. С. 270–274.
3. Пентланд А., Чаудхари Т. Распознавание лиц для интеллектуальных сред. *Открытые системы*. 2000;03. URL: <https://www.osp.ru/os/2000/03/177939>
4. Горелик А.Л., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А. *Современное состояние проблемы распознавания: Некоторые аспекты*. М.: Радио и связь; 1985. 161 с.
5. Самаль Д.И., Фролов И.И. Алгоритм подготовки обучающей выборки с использованием 3D-моделирования лиц. *Системный анализ и прикладная информатика*. 2016;4:17–23. URL: <https://sapi.bntu.by/jour/article/view/128/105>
6. Завалов Р.А., Гараев Р.А. Реализация алгоритма Виолы – Джонса на микроконтроллере с ограниченными ресурсами. *Наука и образование сегодня*. 2018;6(29):18–23. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/realizatsiya-algoritma-violy-dzhonsa-na-mikrokontrollere-s-ogranichennymi-resursami/viewer>
7. Балдин А.В., Елисеев Д.В. Алгебра многомерных матриц для обработки адаптируемой модели данных. *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана*. 2011;7:4. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/199561.html>
8. Korotkov A. Database index for approximate string matching. In: *Proceedings of the 4th Spring/Summer Young Researchers' Colloquium on Software Engineering. SYRCoSE '10*. 2010, p. 136–140. <https://doi.org/10.15514/syrcose-2010-4-27>
9. Кононыхин И.А., Ежов Ф.В., Мартынюк Р.А. и др. Реализация системы распознавания и отслеживания лиц. *Молодой ученый*. 2020;28(318):8–12. URL: <https://moluch.ru/archive/318/72492/>
10. Hinton G.E., Krizhevsky A., Wang S.D. Transforming auto-encoders. In: Honkela T., Duch W., Girolami M., Kaski S. (Eds.). *Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2011. ICANN 2011. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg; 2011. V. 6791. P. 44–51. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-21735-7\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21735-7_6)
11. Alghaili M., Li Z., Ali H.A.R. FaceFilter: Face identification with deep learning and filter algorithm. *Scientific Programming*. 2020;1–9. <https://doi.org/10.1155/2020/7846264>
12. Fitzgerald R.J., Price H.L., Valentine T. Eyewitness identification: Live, photo, and video lineups. *Psychology, Public Policy, and Law*. 2018;24(3):307–325. <http://dx.doi.org/10.1037/law0000164>
13. Etemad K., Chellapa R. Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images. *Journal of the Optical Society of America A*. 2004;14(8):1724–1733. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.14.001724>
1. Parfinovich S.N. Algorithms of face recognition for identity verification by image. In: “*Molodoi issledovatel': vyzovy i perspektivy*”: sb. mat. CXIV Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii” (Proceedings CXIV International Scientific and Practical Conference “Young Researcher: Challenges and Prospects”). Moscow: Internauka; 2019, p. 115–163. (in Russ.).
2. Akhmedov A.A., Sagidov G.S., Kurbanismailov G.M. Algorithm of face recognition based on the Viola–Jones method. In: “*Molodoi issledovatel': vyzovy i perspektivy*”: sb. mat. CXVIII Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii” (Proceedings CXVIII International Scientific and Practical Conference “Young Researcher: Challenges and Prospects”). Moscow: Internauka; 2019, p. 270–274. (in Russ.).
3. Pentland A., Choudhary T. Face recognition for smart environments. *Otkrytye sistemy = Open Systems Publications*. 2000;03 (in Russ.). Available from URL: <https://www.osp.ru/os/2000/03/177939>
4. Gorelik A.L., Gurevich I.B., Skripkin V.A. *Sovremennoe sostoyanie problemy raspoznavaniya: Nekotorye aspekty* (The current state of the recognition problem: Some aspects). Moscow: Radio i svyaz'; 1985. 161 p. (in Russ.).
5. Samal D.I., Frolov I.I. Algorithm of preparation of the training sample using 3D face modeling. *Sistemnyi analiz i prikladnaya informatika = System analysis and applied Information science*. 2016;4:17–23 (in Russ.). Available from URL: <https://sapi.bntu.by/jour/article/view/128/105>
6. Zavalov R.A., Garaev R.A. Implementation of the Viola–Jones algorithm on a microcontroller with limited resources. *Nauka i obrazovanie segodnya = Science and Education Today*. 2018;6(29):18–23 (in Russ.). Available from URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/realizatsiya-algoritma-violy-dzhonsa-na-mikrokontrollere-s-ogranichennymi-resursami/viewer>
7. Baldin A.V., Eliseev D.V. Multidimensional matrix algebra for adapted data model processing. *Nauka i obrazovanie: nauchnoe izdanie MGTU im. N.E. Bauman*. 2011;7:4 (in Russ.). Available from URL: <http://technomag.edu.ru/doc/199561.html>
8. Korotkov A. Database index for approximate string matching. In: *Proceedings of the 4th Spring/Summer Young Researchers' Colloquium on Software Engineering. SYRCoSE '10*. 2010, p. 136–140. <https://doi.org/10.15514/syrcose-2010-4-27>
9. Kononykhin I.A., Ezhov F.V., Martynyuk R.A., et al. Implementation of a face recognition and tracking system. *Molodoi uchenyi = Young Scientist*. 2020;28(318):8–12 (in Russ.). Available from URL: <https://moluch.ru/archive/318/72492/>
10. Hinton G.E., Krizhevsky A., Wang S.D. Transforming auto-encoders. In: Honkela T., Duch W., Girolami M., Kaski S. (Eds.). *Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2011. ICANN 2011. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg; 2011. V. 6791. P. 44–51. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-21735-7\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21735-7_6)
11. Alghaili M., Li Z., Ali H.A.R. FaceFilter: Face identification with deep learning and filter algorithm. *Scientific Programming*. 2020;1–9. <https://doi.org/10.1155/2020/7846264>

14. Куликов А.А. Модель репринта объекта на изображении. *Российский технологический журнал*. 2020;8(3):7–13. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2020-8-3-7-13>
15. Романенко А.О., Юфряков А.В. Оценка размытия изображения для биометрической идентификации. *Наука и образование сегодня*. 2018;7(30):16–19. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-razmytiya-izobrazheniya-dlya-biometricheskoy-identifikatsii/viewer>
12. Fitzgerald R.J., Price H.L., Valentine T. Eyewitness identification: Live, photo, and video lineups. *Psychology, Public Policy, and Law*. 2018;24(3):307–325. <http://dx.doi.org/10.1037/law0000164>
13. Etemad K., Chellapa R. Discriminant analysis for recognition of human face images. *Journal of the Optical Society of America A*. 2004;14(8):1724–1733. <https://doi.org/10.1364/JOSAA.14.001724>
14. Kulikov A.A. The model is a reprint of an object in the image. *Rossiiskii tekhnologicheskii zhurnal = Russian technological journal*. 2020;8(3):7–13 (in Russ.). <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2020-8-3-7-13>
15. Romanenko A.O., Yufryakov A.V. Image blur evaluation for biometric identification. *Nauka i obrazovanie segodnya = Science and Education Today*. 2018;7(30):16–19 (in Russ.). Available from URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-razmytiya-izobrazheniya-dlya-biometricheskoy-identifikatsii/viewer>

#### Об авторе

**Куликов Александр Анатольевич**, к.т.н., доцент, кафедра инструментального и прикладного программного обеспечения Института информационных технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: [tibult41@gmail.com](mailto:tibult41@gmail.com). <https://orcid.org/0000-0002-8443-3684>

#### About the author

**Alexander A. Kulikov**, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of the Tool and Applied Software, Institute of Information Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: [tibult41@gmail.com](mailto:tibult41@gmail.com). <https://orcid.org/0000-0002-8443-3684>