

УДК 519.24; 53; 57.017
doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-3

Корректное тестирование качества работы сверточных сетей искусственных нейронов, учитывающее реальные условия их эксплуатации

В. И. Волчихин¹, А. И. Иванов², П. Е. Селиванов³, Е. А. Малыгина⁴

¹Пензенский государственный университет, Пенза, Россия

²Пензенский научно-исследовательский электротехнический институт, Пенза, Россия

³Московский технический университет связи и информатики, Москва, Россия

⁴МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

¹cnit@pnzgu.ru, ²ivan@pniei.penza.ru, ³p.e.selivanov@mtuci.ru, ⁴malygina@mirea.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* В настоящее время активно используются многослойные сверточные сети искусственных нейронов глубокого обучения для распознавания лиц людей. Их тестирование выполняется по стандарту ISO/IEC 19795-1–2007 испытательными лабораториями недружественных стран, со стороны которых возможно искажение результатов тестирования. *Материалы и методы.* Базовый международный стандарт оговаривает объем тестовой базы реальных лиц людей. Возможно существенное сокращение размеров тестовой базы через морфинг-синтез новых биометрических образов скрещиванием образов родителей по отечественному стандарту ГОСТ Р 2633.2–2010. При этом некорректное скрещивание образов родителей может привести к искажению результатов тестирования. Положение усложняется тем, что средство нейросетевого распознавания лиц будет работать с реальными данными лиц людей разного качества. *Результаты.* Предложено устранять угрозу возможного искажения результатов тестирования за счет предоставления испытательной лаборатории заказчиком ряда статистических моментов, описывающих реальные рабочие базы лиц людей. Показано, что кроме математического ожидания и стандартного отклонения, необходимо использовать третий и четвертый статистические моменты. При вычислении статистических моментов предложено обучать тестируемую нейросеть распознаванию конкретных биометрических образов лиц людей, давших свое согласие на использование их персональных данных.

Ключевые слова: реальные биометрические образы, синтетические биометрические образы, морфинг-скрещивание биометрических образов, тестирование нейросетей глубокого обучения

Для цитирования: Волчихин В. И., Иванов А. И., Селиванов П. Е., Малыгина Е. А. Корректное тестирование качества работы сверточных сетей искусственных нейронов, учитывающее реальные условия их эксплуатации // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2025. № 1. С. 29–39. doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-3

Correct testing of the quality of convolutional networks of artificial neurons, taking into account the real conditions of their operation

V.I. Volchikhin¹, A.I. Ivanov², P.E. Selivanov³, E.A. Malygina⁴

¹Penza State University, Penza, Russia

²Penza Scientific Research Electrotechnical Institute, Penza, Russia

³Moscow Technical University of Communications and Informatics, Moscow, Russia

⁴MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia

¹cnit@pnzgu.ru, ²ivan@pniei.penza.ru, ³p.e.selivanov@mtuci.ru, ⁴malygina@mirea.ru

Abstract. *Background.* Currently, multilayer convolutional networks of artificial deep learning neurons are actively used to recognize people's faces. Their testing is carried out according to the ISO/IEC 19795-1-2007 standard by testing laboratories in unfriendly countries, which may distort the test results. *Materials and methods.* The basic international standard stipulates the volume of the test base of real people's faces. It is possible to significantly reduce the size of the test base through morphing synthesis of new biometric images by crossing the images of parents according to the domestic standard GOST R 2633.2-2010. At the same time, incorrect crossing of parent images can lead to a distortion of the test results. The situation is complicated by the fact that the neural network face recognition tool will work with real data of people's faces of different quality. *Results.* It is proposed to eliminate the threat of possible distortion of test results by providing the testing laboratory by the customer with a number of statistical points describing the real working databases of people's faces. It is shown that in addition to mathematical expectation and standard deviation, it is necessary to use the third and fourth statistical moments. When calculating statistical points, it is proposed to train the tested neural network to recognize specific biometric images of the faces of people who have given their consent to the use of their personal data.

Keywords: real biometric images, synthetic biometric images, morphing crossing of biometric images, testing of deep learning neural networks

For citation: Volchikhin V.I., Ivanov A.I., Selivanov P.E., Malygina E.A. Correct testing of the quality of convolutional networks of artificial neurons, taking into account the real conditions of their operation. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Tekhnicheskie nauki = University proceedings. Volga region. Engineering sciences.* 2025;(1):29–39. (In Russ.). doi: 10.21685/2072-3059-2025-1-3

Общие положения тестирования приложений биометрико-нейросетевого распознавания лиц людей

В соответствии с Указом Президента Российской Федерации В. В. Путина № 490 от 10.10.2019 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» к 2030 г. Россия должна занимать одно из ведущих мест в мире как производитель и потребитель промышленных приложений искусственного интеллекта. В связи с этим в 2019 г. был создан в рамках Госстандарта национальный технический комитет № 164 «Искусственный интеллект» (ТК 164), являющийся аналогом международного комитета ISO/IEC JTC1 sc42.

За прошедшее время ТК 164 гармонизовал, разработал и ввел в действие на территории РФ порядка 200 национальных стандартов, регламентирующих те или иные аспекты приложений искусственного интеллекта (ИИ).

Следует отметить, что приложения искусственного интеллекта разнообразны и к ним могут предъявляться разные требования. Одними из самых жестких требований являются требования Федерального закона РФ № 152-ФЗ от 27.07.2006 «О персональных данных». В России и других странах приложения ИИ, ориентированные на работу с персональными данными пользователей (персональными биометрическими данными), попадают в особую категорию. При этом именно технологии биометрической идентификации и аутентификации являются наиболее развитыми и наиболее глубоко исследованными [1].

В настоящее время одной из самых распространенных является технология идентификации людей по их лицам, опирающаяся на использование нейронных сетей «глубокого обучения» [2, 3]. Эта технология иллюстрируется рис. 1, где использована пятислойная нейросеть, заранее обученная обогащать биометрические данные лица человека.

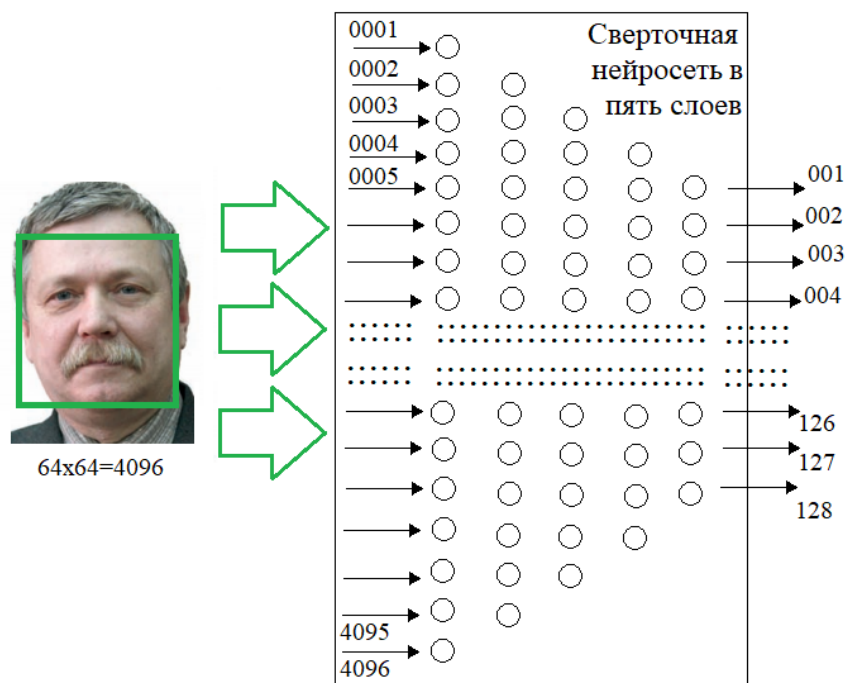


Рис. 1. Преобразование данных пятислойной нейросетью «глубокого обучения», свертывающей вектор из 4096 пикселей в вектор из 128 непрерывных биометрических параметров

Из данных рис. 1 видно, что средство биометрической идентификации обнаруживает в видеоданных лицо человека, выделяя его квадратом. Далее средство выполняет приведение лица к единому масштабу, преобразуя его размеры к квадрату $64 \times 64 = 4096$ пикселей. В итоге получаем вектор из 4096 8-битных значений яркости пикселей, которые можно рассматривать как входной вектор континуумов.

Пятислойная нейросеть заранее обучена обогащать биометрические данные яркости пикселей в более короткий вектор из 128 биометрических параметров лица человека.

Сверточные нейросети могут иметь разную архитектуру, в том числе оригинальную. Они способны иметь разные окна выделения лица человека (64×64 ; 128×128 ; 256×256), соответственно с этим будет варьироваться размерность входного вектора «сырых» биометрических данных. Возможны вариации, связанные с числом свертывающих данных искусственных нейронов в каждом слое и по числу слоев нейронов в той или иной сверточной нейросети.

Как результат, программно-аппаратные продукты разных производителей могут существенно отличаться по качеству принимаемых ими решений.

В связи с этим обстоятельством необходим независимый контроль качества биометрико-нейросетевых приложений ИИ, участвующих в реализации юридически значимых функций (контроль доступа на территорию предприятия, документирование рабочего времени и т.д.).

Функцию контроля качества работы того или иного приложения биометрической идентификации по требованиям международного технического комитета стандартизации должны выполнять испытательные лаборатории, например, опираясь на действующий в России стандарт¹.

К сожалению, на данный момент не существует отечественных испытательных лабораторий, предлагающих услуги по независимому тестированию аппаратно-программных приложений для распознавания лиц людей.

Одной из причин сложившейся ситуации является действие ФЗ № 152 «О персональных данных», запрещающего сбор, хранение, использование персональных биометрических данных без согласия их носителей (владельцев). Аналогичные юридические ограничения действуют и в других странах, однако за рубежом ряд университетов Канады Великобритании и NIST (National Institute of Standards and Technology – США) сформировали достаточно большие тестовые базы и создали испытательные лаборатории. К сожалению, все действующие испытательные лаборатории находятся в недружественных странах и к ним не может быть доверия со стороны отечественных потребителей и производителей.

Морфинг-размножение малого числа биометрических образов лиц реальных людей

Положение с зарубежными испытательными лабораториями осложняется тем, что по законам их стран они не предоставляют информацию об используемых ими тестовых базах. Обычно озвучивается только информация о размере тестовой базы (о числе примеров биометрических образов в тестовой базе).

Следует отметить, что в России вопрос о размере тестовой базы биометрических образов решается, если опираться на стандарты ГОСТ Р 52633.1² и ГОСТ Р 52633.2³. Оба стандарта действуют в связке и позволяют решить проблему дополнения ограниченных баз естественных биометрических образов большим числом синтетических биометрических образов. Технология размножения естественных биометрических образов поясняется рис. 2.

Сбор естественных биометрических образов (изображений лица человека) по требованиям стандарта ГОСТ Р 52633.1 рекомендуется в объеме 20 примеров и выше. Предположим, что сформирована исходная база из 8 образов. База столь малого объема может быть увеличена за счет

¹ ГОСТ Р ИСО/МЭК 19795-1–2007 «Автоматическая идентификация. Идентификация биометрическая. Эксплуатационные испытания и протоколы испытаний в биометрии. Часть 1. Принципы и структура».

² ГОСТ Р 52633.1–2009 «Защита информации. Техника защиты информации. Требования к формированию баз естественных биометрических образов, предназначенных для тестирования средств высокондежной биометрической аутентификации».

³ ГОСТ Р 52633.2–2010 «Защита информации. Техника защиты информации. Требования к формированию синтетических биометрических образов, предназначенных для тестирования средств высокондежной биометрической аутентификации».

морфинг-скрещивания векторов длиной 128 биометрических параметров примеров.

На рис. 2 показана процедура морфинг-скрещивания примеров образа-Q1 и примеров образа-Q7, рождающая синтетический образ-Q9. Вектор биометрических параметров синтезированного образа вычисляется усреднением данных образов-родителей:

$$V_{Q9,i} = \frac{v_{Q1,i} + v_{Q7,i}}{2} \text{ при } i = 001, \dots, 128, \quad (1)$$

где $v_{Q1,i}$ – i -й биометрический параметр первого образа-родителя; $v_{Q7,i}$ – i -й биометрический параметр седьмого образа-родителя; $V_{Q9,i}$ – i -й биометрический параметр синтетического (девятого) образа-потомка.

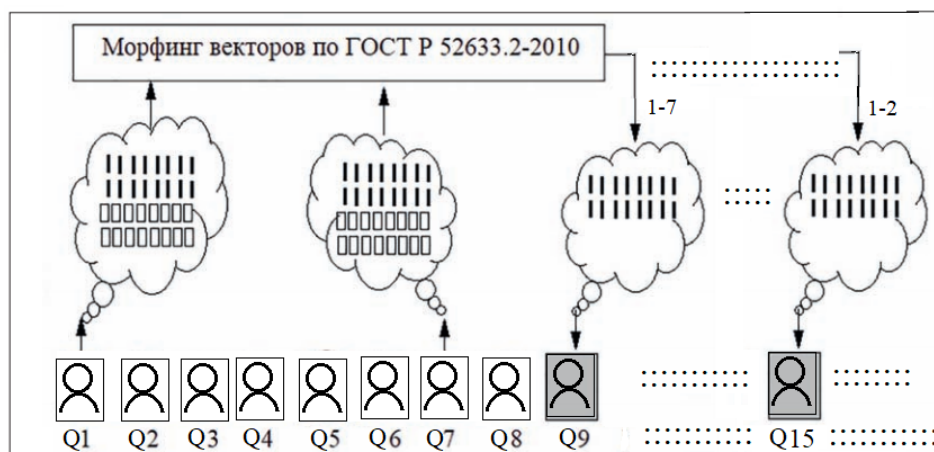


Рис. 2. Размножение малого числа естественных биометрических образов-родителей морфинг-скрещиванием

То есть малая база из 8 естественных биометрических образов-родителей может быть дополнена 28 синтетическими образами-потомками. Получаем рост объема тестовой базы в 4,5 раза. Если исходная база состоит из 16 образов, то получение одного образа-потомка от двух образов-родителей позволяет добавить в тестовую базу 490 образов или увеличить объем базы в 8,5 раза. Наблюдается экспоненциальный рост объема синтезированной тестовой базы, что и позволяет ослабить проблему формирования больших тестовых баз биометрических образов.

Хи-квадрат нормализация отклика Евклидова решающего правила для длинных векторов биометрических параметров

Для каждого лица человека в соответствии с требованиями пакета стандартов ISO/IEC JTC1 sc37 создается свой биометрический шаблон. Если используется Евклидово решающее правило, то в этом случае биометрический шаблон создается в форме вектора математических ожиданий $E(v_i) = \{E_1, E_2, \dots, E_{128}\}$ и вектора стандартных отклонений биометрических параметров $\sigma(v_i) = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{128}\}$. Нормирование и центрирование биометрических параметров по данным шаблона дает хи-квадрат распределение от-

кликов решающего правила на примеры образов лиц «Чужие» из тестовой базы:

$$\chi^2 = \frac{1}{128} \sum_{i=1}^{128} \left\{ \frac{(x_i - E_i)}{\sigma_i} \right\}^2, \quad (2)$$

где x_i – i -й биометрический параметр примера образа «Чужой» из тестовой базы.

Из классической статистики известно [4], что с ростом числа степеней свободы монотонно растет первый статистический момент (математическое ожидание $E(\chi^2)$) и второй статистический момент (стандартное отклонение $\sigma(\chi^2)$). На рис. 3 отражены нормированные плотности хи-квадрат распределения (2) для 16, 32, 64, 128 степеней свободы.

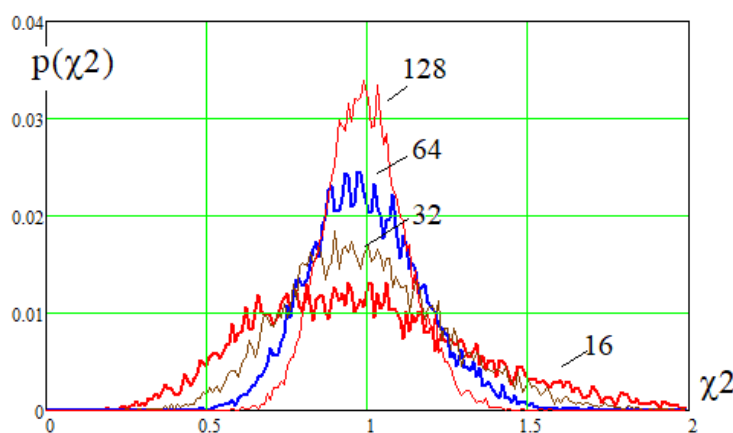


Рис. 3. Плотности хи-квадрат распределений при разных значениях числа степеней свободы

На рис. 3 приведены идеальные значения распределений независимых данных выборки «Свой». Изначально при малом числе степеней свободы хи-квадрат распределения асимметричны. Однако по мере роста числа степеней свободы симметрия хи-квадрат распределений растет. Из данных рис. 3 видно, что хи-квадрат распределение для 128 степеней свободы образа «Свой» ближе всех к нормальному закону распределения.

Для классического ненормированного хи-квадрат распределения независимых данных (2) «Свой» аналитически найдены статистические моменты [4]. В частности, математическое ожидание хи-квадрат распределения данных «Свой» совпадает с числом степеней свободы:

$$E\{\chi^2(f)\} = f, \quad (3)$$

где f – число степеней свободы, составляющее для образа «Свой» 128, а для образов тестовой базы «Чужие» много больше 128.

Стандартное отклонение также является простой функцией числа степеней свободы:

$$\sigma\{\chi^2(f)\} = \sqrt{2f}. \quad (4)$$

Третий статистический момент, или коэффициент симметрии, описывается следующей формулой:

$$\mu_3\{\chi^2(f)\} = 2\sqrt{\frac{2}{f}}. \quad (5)$$

Четвертый статистический момент, или коэффициент эксцесса, связан с числом степеней свободы следующим соотношением:

$$\mu_4\{\chi^2(f)\} = 3 + \frac{12}{f}. \quad (6)$$

Еще одной важной устойчивой статистикой характеристикой является мода плотности распределения, положение которой совпадает с максимумом плотности распределения:

$$M\{\chi^2(f)\} = f - 2. \quad (7)$$

Приведенные выше статистические моменты являются одномерными функциями χ^2 переменной. Они вполне пригодны для статистического описания тестовой базы «Чужие», однако подобные статистические моменты обладают низкой чувствительностью по отношению к изменениям размеров базы и ее содержания. Можно показать, что увеличение (уменьшение) числа примеров базы «Чужие» в 2 раза приводит к изменению значений классических статистических моментов (3)–(7) порядка 20 %.

Перспектива использования частных образно-ориентированных статистических моментов

Если отказаться от классического исследования одномерных статистических моментов как одномерных функций и рассматривать задачу как многомерную, то можно получить дополнительные возможности. При этом можно обойти проблему усложнения многомерных вычислений, например, воспользовавшись вычислением образно-ориентированных статистических моментов.

В частности, можно воспользоваться некоторым заранее заданным образом $Q1$, обучить на его распознавание тестируемую нейросеть. Если теперь подать на тестируемую нейросеть данные тестовой базы «Чужие» и вычислить χ^2 отклики по решающему правилу (2), то они дадут плотность распределения ошибок второго рода $p_2(\chi^2/Q1)$. Обладая этой функцией, можно оценить математическое ожидание этой функции:

$$E_N(\chi^2 / Q1) = \int_0^N \chi^2 \cdot p_2(\chi^2 / Q1) \cdot d\chi^2, \quad (8)$$

где N – число примеров образов лиц «Чужие» в тестовой базе.

Очевидно, что по аналогичной формуле можно оценить второй статистический момент, или стандартное отклонение:

$$\sigma_N(\chi^2 / Q1) = \int_0^N (\chi^2 - E_N(\chi^2 / Q1)) \cdot p_2(\chi^2 / Q1) \cdot d\chi^2. \quad (9)$$

Нетрудно показать, что преобразования вида (8) и (9) могут быть построены для любого статистического момента эмпирического хи-квадрат распределения $p_2(\chi^2/Q1)$.

Принципиально важным является то, что плотности распределения вероятностей ошибок второго рода, ориентированные на разные биометрические образы, не совпадают между собой:

$$p_2(\chi^2/Q1) \neq p_2(\chi^2/Q2) \neq p_2(\chi^2/Q3) \neq \dots \quad (10)$$

Как результат, не совпадают между собой и все их статистические моменты:

$$\begin{cases} E(\chi^2 / Q1) \neq E(\chi^2 / Q2) \neq \dots \neq E(\chi^2 / Q8) \\ \sigma(\chi^2 / Q1) \neq \sigma(\chi^2 / Q2) \neq \dots \neq \sigma(\chi^2 / Q8) \\ \mu_3(\chi^2 / Q1) \neq \mu_3(\chi^2 / Q2) \neq \dots \neq \mu_3(\chi^2 / Q8) \\ \mu_4(\chi^2 / Q1) \neq \mu_4(\chi^2 / Q2) \neq \dots \neq \mu_4(\chi^2 / Q8) \\ \dots \dots \dots \end{cases} \quad (11)$$

Оценим то, насколько расходятся статистические моменты при смене ориентации нейросетевых вычислений на тот или иной биометрический образ. Проще всего оценить изменение ориентированных статистик, используя вырожденную тестовую базу, состоящую из одного биометрического образа. В этом случае Евклидово решающее правило (2) является хорошим нормализатором, как это отображено на рис. 3. То есть плотности распределения ошибок второго рода $p_2(Q7/Q1)$ и $p_2(Q1/Q7)$ будут описываться нормальными распределениями.

Результаты соответствующих численных экспериментов с двумя биометрическими образами лиц людей отражены на рис. 4.

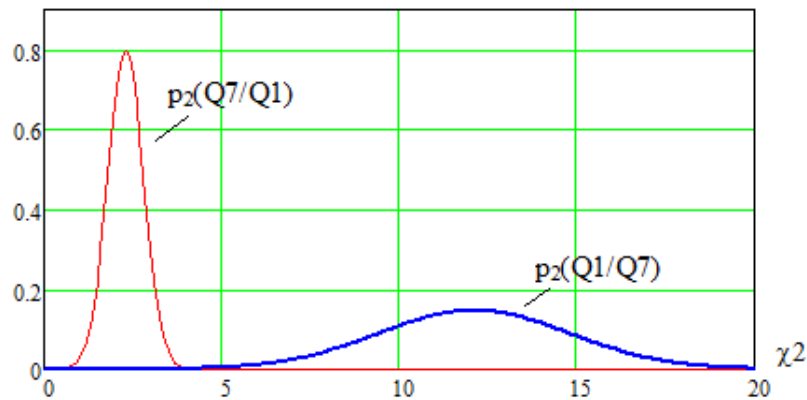


Рис. 4. Два ориентированных друг на друга распределения биометрических образов

Из данных рис. 4 видно, что математическое ожидание вероятности ошибок $p_2(Q7/Q1)$ мало и составляет $E(p_2(Q7/Q1)) \approx 2,31$ по шкале хи-квадрат состояний. Для обратно ориентированных данных $E(p_2(Q1/Q7)) \approx 12,1$ по шкале хи-квадрат состояний. Можно наблюдать примерно 6-кратное изменение первого статистического момента при смене ориентации данных с образа $Q1$ на образ $Q7$.

Аналогичная ситуация наблюдается и для второго статистического момента. При ориентации нейросети на образ $Q1$ стандартное отклонение составляет $\sigma(p_2(Q7/Q1)) \approx 0,51$. Переобучение нейросети на образ $Q7$ приводит к существенному росту стандартного отклонения $\sigma(p_2(Q1/Q7)) \approx 2,72$. Второй статистический момент увеличивается примерно в 5 раз.

Таким образом переход к образно-ориентированным статистическим моментам хи-квадрат распределения откликов сверточных нейросетей позволяет наблюдать существенные изменения многомерных хи-квадрат статистик.

Злоупотребления со стороны недружественных испытательных лабораторий

Очевидно, что морфинг-размножение векторов биометрических параметров [5] является достаточно универсальным инструментом. Таким же инструментом «недружественный тестор» может не только увеличить тестовую выборку, но и при желании ее исказить в сторону завышения или занижения результатов тестирования.

При этом выявить искажения невозможно из-за того, что законодательство всех западных стран запрещает публикацию изображений лиц людей, на которых выполняется тестирование.

Если испытательная лаборатория захочет занизить вероятностные характеристики тестируемого продукта, то ей достаточно при морфинг-размножении данных увеличить объем скрещивания пар «плохих» образов-родителей, добываясь выбранного заранее объема тестовой базы – N .

Если испытательная лаборатория недружественной страны пожелает завысить вероятностные показатели тестируемого нейросетевого приложения, то из тестовой выборки может изъять «плохие» образы, заменив их «хорошими» и «отличными» образами.

В первом случае есть возможность доказать злоупотребления полномочиями только контролируя третий статистический момент и четвертый статистический момент тестовой базы, однако этого сделать нельзя, так как стандарт ГОСТ Р ИСО/МЭК 19795-1–2007 не требует опубликования четырех статистических моментов тестовых баз лиц людей.

Необходимость разработки национального стандарта России по тестированию сверточных нейросетей «глубокого обучения»

В силу того, что в условиях проведения специальной военной операции предприятия РФ не могут тестировать свои нейросетевые решения в испытательных лабораториях недружественных стран, России необходимо создавать собственные испытательные лаборатории.

При этом необходимо создать национальный стандарт по тестированию качества работы сверточных нейронных сетей, распознающих лица людей. При этом отечественные испытательные лаборатории должны иметь возмож-

ность получать достоверные статистики, опираясь на уже действующие в стране национальные стандарты ГОСТ Р 52633.1–2009 и ГОСТ Р 52633.2–2010 по сбору биометрических данных лиц людей и формированию тестовых баз требуемого размера.

Дополнительным условием должны стать требования ФЗ № 152 «О персональных данных», прямо запрещающего раскрытие персональных данных о лицах людей, работающих на том или ином предприятии.

Новый стандарт по тестированию, с одной стороны, должен обеспечить конфиденциальность «рабочих баз» с которыми будет работать тестируемая нейросеть. С другой стороны, отечественная испытательная лаборатория должна синтезировать собственную тестовую базу, совпадающую по нескольким статистическим моментам с конфиденциальной рабочей базой лиц сотрудников того или иного предприятия.

Список литературы

1. Язов Ю. К., Волчихин В. И., Иванов А. И., Фунтиков В. А., Назаров И. Г. Нейросетевая защита персональных биометрических данных. М. : Радиотехника, 2012. 157 с.
2. Николенко С., Кудрин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб. : Изд.-дом «Питер», 2018.
3. Аггарвал Чару. Нейронные сети и глубокое обучение. СПб. : Диалектика, 2020. 756 с.
4. Кобзарь А. И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. М. : ФИЗМАТЛИТ, 2006. 816 с.
5. Иванов А. И., Лекарь Л. А. О необходимости отечественного стандарта на тестирование качества нейросетевого распознавания лиц людей // Системы безопасности. 2023. № 5. С. 18–23.

References

1. Yazov Yu.K., Volchikhin V.I., Ivanov A.I., Funtikov V.A., Nazarov I.G. *Neyrose-tevaya zashchita personal'nykh biometricheskikh dannyykh = Neural network protection of personal biometric data*. Moscow: Radiotekhnika, 2012:157. (In Russ.)
2. Nikolenko S., Kudrin A., Arkhangel'skaya E. *Glubokoe obuchenie. Pogruzhenie v mir neyronnykh setey = Deep learning: a dive into the world of neural networks*. Saint Petersburg: Izd.-dom «Piter», 2018. (In Russ.)
3. Aggarwal Charu. *Neyronnye seti i glubokoe obuchenie = Neural Networks and Deep Learning*. Saint Petersburg: Dialektika, 2020:756. (In Russ.)
4. Kobzar' A.I. *Prikladnaya matematicheskaya statistika. Dlya inzhenerov i nauchnykh rabotnikov = Applied mathematical statistics. For engineers and scientists*. Moscow: FIZMATLIT, 2006:816. (In Russ.)
5. Ivanov A.I., Lekar' L.A. On the need for a domestic standard for testing the quality of neural network facial recognition. *Sistemy bezopasnosti = Security systems*. 2023;(5):18–23. (In Russ.)

Информация об авторах / Information about the authors

Владимир Иванович Волчихин

доктор технических наук, профессор,
президент Пензенского государственного
университета (Россия, г. Пенза,
ул. Красная, 40)

E-mail: cnit@pnzgu.ru

Vladimir I. Volchikhin

Doctor of engineering sciences, professor,
president of Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Александр Иванович Иванов

доктор технических наук, профессор,
научный консультант, Пензенский
научно-исследовательский
электротехнический институт (Россия,
г. Пенза, ул. Советская, 9)

E-mail: ivan@pniei.penza.ru

Aleksandr I. Ivanov

Doctor of engineering sciences, professor,
scientific adviser, Penza Scientific
Research Electrotechnical Institute
(9 Sovetskaya street, Penza, Russia)

Петр Евгеньевич Селиванов

проректор по перспективным
проектам и инновациям, Московский
технический университет связи
и информатики (Россия, г. Москва,
ул. Авиамоторная, 8а)

E-mail: p.e.selivanov@mtuci.ru

Petr E. Selivanov

Vice-rector for advanced projects
and innovations, Moscow Technical
University of Communications
and Informatics (8a Aviamotornaya street,
Moscow, Russia)

Елена Александровна Малыгина

доктор технических наук, доцент
кафедры информационных технологий
в государственном управлении,
МИРЭА – Российский технологический
университет (Россия, г. Москва,
пр-кт Вернадского, 78)

E-mail: malygina@mirea.ru

Elena A. Malygina

Doctor of engineering sciences, associate
professor of the sub-department
of information technologies in public
administration, MIREA – Russian
Technological University (78 Vernadskogo
avenue, Moscow, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов / The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию / Received 24.12.2024

Поступила после рецензирования и доработки / Revised 23.01.2025

Принята к публикации / Accepted 10.02.2025