

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОТЕРЬ С ОТСТУПОМ

© 2024 Н.А. Андриянов, А.Л. Ким

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Россия

Статья поступила в редакцию 06.06.20224

Статья предлагает использование модифицированной функции потерь для повышения эффективности нейросетевых классификаторов и детекторов. Новизной является применение такой функции потерь при обработке рентгеновских изображений. В частности, в работе рассмотрена задача автоматической обработки снимков досмотра авиационной безопасности. Особое внимание уделяется методам классификации запрещенных предметов на рентгеновских изображениях багажа и ручной клади. Предложено использовать модифицированные функции потерь при обучении. Показано, что такой подход обеспечивает выигрыш по сравнению с традиционным обучением на 2-4%. Более того, разработана каскадная модель обнаружения объектов на базе нейронной сети YOLOv8 и бинарного классификатора. Исследования показали, что применение дополнительного классификатора улучшает качество работы нейросети YOLO на 2-3%. Следует отметить также, что в ходе данного исследования использовался собственный набор данных, подготовленный совместно с Ульяновским институтом гражданской авиации. Также был выполнен анализ производительности для различных версий детектора YOLO, который показал, что наилучшее сочетание точности и скорости обеспечивает модель среднего размера (YOLOv8m). Основным результатом работы заключается в повышении эффективности обнаружения и классификации запрещенных предметов за счет применения модифицированной функции потерь и каскадного детектора.

Ключевые слова: авиационная безопасность, обнаружение объектов, распознавание образов, функция потерь, нейронные сети

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-4(3)-340-346

EDN: KOTJJDG

ВВЕДЕНИЕ

В связи с возрастающими угрозами безопасности крайне актуальными становятся задачи обеспечения безопасности людей в местах массового скопления. При этом решение таких задач должно подразумевать низкую вероятность ошибки и минимальное участие человека. К местам, требующим обеспечения повышенной безопасности, относятся железнодорожные станции, автовокзалы, метро. Особенно стоит выделять аэропорты. Как правило, за год крупные аэропорты посещают миллионы людей. Одним из важных этапов авиационной безопасности является досмотр багажа и ручной клади пассажиров. При этом на одного человека может приходиться несколько предметов багажа. Ситуация усложняется еще и тем, что подавляющее большинство просматриваемых предметов относятся к классу разрешенных. В таких условиях операторам становится еще труднее находить запрещенные предметы. А с течением времени при длительной нагрузке внимание и концен-

трация человека снижаются, поэтому должны происходить регулярные смены персонала на посту досмотра.

Для преодоления сложностей со значительной количественной разницей запрещенных и разрешенных предметов используют специальные методы тренировок персонала, когда на изображениях багажа присутствуют запрещенные объекты [1–3]. Однако гораздо большим потенциалом обладает автоматизация данной задачи, основывающаяся на применении систем компьютерного зрения [4–7]. Тем не менее, обработка рентгеновских снимков багажа сопряжена со своими сложностями и особенностями такого типа изображений. Анализ показал, что для работы с рентгеновскими снимками багажа могут быть успешно применены сверточные нейронные сети [8]. При этом установлено, что несмотря на «искажение и близость» визуального восприятия различных объектов авторы используют традиционные функции потерь при обучении искусственных нейронных сетей. В тоже время необходимо выделить такие характеристики объектов, которые упростят решение задачи их классификации.

В работе [9] авторы используют системы так называемого автоматического машинного обучения. Результаты получаются достаточно хорошие, однако недостаточными для задачи

Андриянов Никита Андреевич, кандидат технических наук, доцент Кафедры искусственного интеллекта.

E-mail: nikita-and-nov@mail.ru

Ким Александр Леонидович, аспирант Факультета информационных технологий и анализа больших данных.

E-mail: alkim@edu.fa.ru

обнаружения запрещенных объектов, требующих высокого значения метрики полноты, т.е. доли верно классифицированных запрещенных объектов среди всех запрещенных объектов. Часто эта метрика называется recall. Важную роль играют именно детекторы запрещенных объектов [10, 11]. Однако в литературе отсутствуют исследования эффективности работы каскадных детекторов с классификатором, обученным с модифицированной функцией потерь.

В настоящей работе предлагается обучение классификатора с помощью функции потерь ArcFace и последующее его использование в каскаде с детектором на основе сверточной нейронной сети архитектуры YOLOv8. Следует отметить, что технология с функцией потерь ArcFace хорошо зарекомендовала себя в задачах классификации, в особенности лиц, однако в данной работе функция потерь ArcFace используется для итоговой задачи обнаружения. Такой подход в общем случае может применяться для разных данных, однако исследования предложенной комбинации обучения классификаторов и детекторов в области рентгеновских снимков багажа составляют научную новизну данной работы.

Целью настоящей работы является исследование возможности повышения качества автоматической обработки рентгеновских снимков багажа за счет применения новых функций потерь при обучении и каскадного подхода, дополняющего детектор специальным классификатором. При этом такие модели не должны значительно замедлять работу общего детектирования объектов.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

На первом этапе особое внимание было уделено решению задачи классификации. Для этого потребовалась подготовка набора рентгеновских снимков путем нарезки изображений отдельных объектов и их распределения на два класса: разрешенные и запрещенные предметы. Отметим, что к одному и тому же классу в связи с такой постановкой относились достаточно разнородные объекты. Всего было подготовлено 4624 изображения, в том числе 1985 снимков с запрещенными объектами. Поскольку изображений разрешенных предметов было ощутимо больше, то во время обучения использовались весовые

коэффициенты на ошибки классов. Это позволило избежать эффекта переобучения модели. Изображения в собранном наборе данных были цветными, размер каждого снимка составил 224 на 224 пикселя, а объекты интереса на них были максимально центрированы. На рис. 1 представлены примеры изображений с объектами разных классов. Здесь рис. 1а соответствует разрешенным предметам, а рис. 1б – запрещенным.

Из рисунка действительно видна разнородность данных даже внутри одного класса. Это усложняет задачу классификации и, вообще говоря, требует большего числа обучающих примеров. Вместе с тем, обученная модель должна решать именно задачу бинарной классификации. Поэтому возможным преимуществом является все-таки создание такого скрытого векторного пространства, в котором бы элементы разных классов имели достаточно большое удаление друг от друга. Реализацию такого подхода рассмотрим далее.

Известно, что задачи бинарной и мультиклассовой классификации изображений, как и задачи обнаружения объектов на изображениях, довольно давно успешно решаются с помощью сверточных нейронных сетей [12]. На практике в большинстве работ обучение таких классификаторов проходит с применением сигмоидальной активационной функции на выходном слое. Это позволяет на выходе получить вероятность принадлежности к положительному классу. Обучающий набор содержит метки вероятности только двух значений: либо 0, либо 1. Такой подход позволяет успешно использовать в качестве функции потерь при обучении функцию бинарной кросс-энтропии [13]. Данная функция описывается следующей формулой:

$$\log loss = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i * \log(p_i) + (1 - y_i) * \log(1 - p_i)), \quad (1)$$

где y_i – актуальное значение вероятности принадлежности к положительному классу для i -го образца выборки, p_i – предсказанное значение вероятности принадлежности к положительному классу для i -го образца выборки.

В настоящем исследовании будет выполнен сравнительный анализ использования этой функции потерь, а также модифицированной функции потерь ArcFace, зарекомендовавшей себя в задачах распознавания лиц [14].



Рис. 1. Примеры обучающих изображений для классификации

Основное отличие ArcFace от функции потерь кросс-энтропии заключается в добавлении отступа при оценке разных классов, т.е. модель будет иметь тем больший штраф, чем меньше угловое расстояние между разными классами. В таком случае проще использовать функцию softmax [15] даже для бинарной классификации, поскольку она в явном виде использует выходные значения последнего слоя нейронной сети без активации, чтобы оценить вероятности принадлежности к классу запрещенных и разрешенных предметов. Это позволяет добавить отступ для нужного класса при пересчете вероятностей. Тогда, учитывая потери (1), можно записать функцию потерь в следующем виде

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \left(\frac{e^{s \cos(\theta_{y_i} + m)}}{e^{s \cos(\theta_{y_i} + m)} + \sum_{j=1, j \neq y_i}^n e^{s \cos \theta_j}} \right), \quad (2)$$

где N – количество обучающих изображений; s – коэффициент нормировки отступа, который помогает контролировать уровень уверенности модели; θ – параметры модели, по которым ведется оптимизация; m – параметр, увеличивающий отклонение для нужного класса.

Анализ выражения (2) показывает, что для случая разных классов, одно из слагаемых в знаменателе будет смещено. Аналогичное смещение можно заметить и в числителе. Такой отступ позволяет отдалить друг от друга признаковое пространство изображений разных классов. Рассмотрим потери (2) более подробно. В отличие от традиционных методов, которые используют евклидово расстояние, ArcFace использует угловое расстояние для различения между классами. Это позволяет лучше разделять векторы признаков в пространстве. Более того, ArcFace добавляет угловой отступ к предсказанным углам, что помогает улучшить разделяемость классов.

Например, если у нас есть вектор признаков f и вектор весов W для класса I , то предсказанный угол можно выразить как:

$$\theta_i = \arccos \left(\frac{f \cdot W_i}{|f| \cdot |W_i|} \right). \quad (3)$$

ArcFace добавляет угловой отступ m для угла (3):

$$\theta'_i = \theta_i + m, \quad (4)$$

Таким образом, с помощью (4) и формируются угловые расстояния в выражении (2).

Это позволяет увеличить угол между векторами признаков и, таким образом, улучшить различимость. Таким образом, используя угловой отступ мы переходим к выражению (2), в котором оптимизация весов модели в неявном виде происходит с целью увеличения углового расстояния.

На рис. 2 представлено отличие обучаемых разделяющих плоскостей в случае кросс-энтропии и применения Softmax (слева) и в случае использования ArcFace (справа).

Данный рисунок наглядно демонстрирует отличие двух функций потерь, а также показывает возможности разделения классов с помощью ArcFace. Поскольку была использована только обучающая выборка, то мы наблюдаем разделение границ с идеальным заделом. С другой стороны, модель учится распределять признаковое пространство обучающего датасета ближе к зонам классов 1 и 2. Для серой зоны классификация будет проходить в зависимости от конкретного местоположения, но, как показывают исследования задачи идентификации лиц [14], такой подход повышает эффективность классификации.

Реализация алгоритма обнаружения осуществлялась на основе нейронной сети YOLOv8 [16]. Это одна из передовых моделей детектирования объектов на изображениях на сегодняшний день. На вход модель получает изображение, а на выходе предоставляет координаты ограничивающих прямоугольников всех найденных объектов и их классы.

Задача обнаружения решалась на наборе из изображений, близких к снимкам, полученным в реальных условиях регистрации. При этом всего в наборе данных было 1892 снимка, на которых было

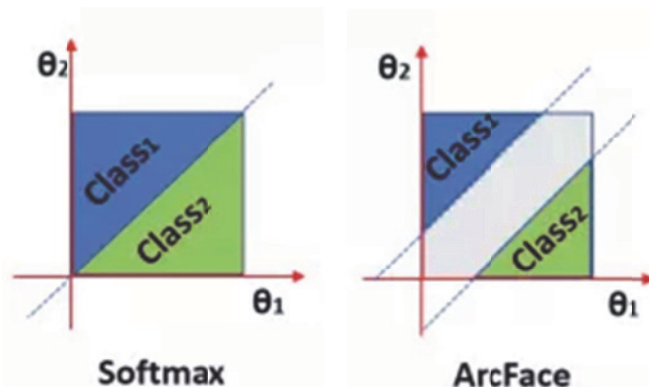


Рис. 2. Сравнение Softmax и ArcFace разделяющих плоскостей



Рис. 3. Примеры обучающих изображения для обнаружения объектов

представлено 644 запрещенных объекта. На рис. 3 приведен пример изображения из подготовленного набора для задачи обнаружения запрещенных объектов на рентгеновских снимках багажа.

Наконец, последней предложенной модификацией детектора стал алгоритм, который получает прямоугольную область на изображении с выхода нейронной сети YOLO и дополнительно перепроверяет на ранее обученном бинарном классификаторе. Такой подход в данной работе называется каскадным детектором. Действительно, в каскаде с обнаружителем объектов используется дополнительный классификатор. YOLO выдает ограничивающий прямоугольник и класс объекта или группу таких классифицированных прямоугольных областей изображения. В то же время наш алгоритм запускается на изображении, соответствующем только области ограничивающего прямоугольника, и уже внутри данной области производит классификацию на запрещенный или разрешенный предмет.

Следует отметить, что используются разные наборы данных для обучения классификатора и детектора. Действительно, дело в том, что для

классификатора нам нужны данные, содержащие только конкретные объекты по классам, при этом для детектора же наоборот используется общая картина совокупности объектов в сложных условиях. Исторически нами первым был подготовлен именно классификационный набор изображений в силу удобства его формирования. Фактически смысл работы каскада заключается в том, что модель классификатора перепроверяет прогноз модели детектора, но уже только на вырезанной области или вырезанных областях изображения. Использование обученных на разных данных моделей потенциально может помочь устранить ошибки, на которые переобучится детектор.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Сперва представим результаты, полученные при решении задачи классификации. Отметим, что основная разница при обучении заключалась именно в использовании функций потерь. В табл. 1 приведены результаты обработки те-

Таблица 1. Сравнение классификаторов

№ п/п	Модель	SoftMax	ArcFace
1	3 слойная CNN	0,482	0,491
2	5 слойная CNN	0,698	0,732
3	10 слойная CNN	0,862	0,884
4	VGG-19	0,936	0,961
5	ResNet-50	0,941	0,972

стовой выборки в случаях применения разных функций потерь. В ячейках указан параметр точности Assiguasy, который легко можно рассчитать, как долю верных распознаваний. Для функции ArcFace параметр отступа $m = 0.55$.

Сравнивались обученные с нуля сверточные сети и две модели трансферного обучения.

Важно отметить, что при обучении все гиперпараметры моделей были всегда одинаковые. Так, например, количество эпох обучения составило 20, а для оптимизации использовался алгоритм ADAM. При этом использовалась инициализация весов Ксавье, а также применялась адаптированная скорость обучения со стартовым значением 0,01.

Анализ результатов, представленных в табл. 1, показывает, что функция потерь ArcFace действительно повышает качество решения задачи классификации. Прирост наблюдается для каждой конфигурации моделей. При этом наилучшие метрики показывают модели трансферного обучения, в частности сеть ResNet имеет долю верных распознаваний 0,972, при этом показатель полноты на класс запрещенных объектов у данной сети также наивысший и равен 0,963.

В табл. 2 приведены результаты сравнения детекторов без дополнительного классификатора с каскадными детекторами с применением ResNet-50 на уровне уточнения прогноза в области. В ходе экспериментов также анализируется производительность и точность моделей. Точность оценивается по метрике mean Average Precision (mAP), широко распространенной в задачах обнаружения объектов. Производительность оценивалась в кадрах в секунду (FPS) при тестировании моделей в системе с видеокартой NVIDIA RTX 3090 и процессором CPU Intel Core i7-9700k.

Анализ показывает, что для моделей не каскадного типа характерна большая скорость обработки данных, однако каскадные модели имеют большую точность, что при незначительном замедлении делает их более приоритетными для использования. Самая большая по числу параметров модель (YOLOv8l) дает наивысшую

точность, однако преимущество по сравнению со средней по числу параметров моделью (YOLOv8m) не столь значительно.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в настоящей статье подтверждена гипотеза о возможности повышения эффективности распознавания запрещенных объектов на основе обучения с использованием функции потерь ArcFace. Показано, что такой подход в среднем повышает долю верных распознаваний на 2-4% для каждого классификатора, а дальнейшее использование обученных таким образом классификаторов позволяет также повысить качество решения задачи обнаружения объектов еще на 2-3%. В будущем планируется исследование также моделей типа визуальный трансформер [17].

Также в будущем планируется рассмотреть возможности сегментации рентгеновских снимков багажа, что может позволить более точно позиционировать основные области их расположения в багаже.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hofer F., Schwaninger A. Using threat image projection data for assessing individual screener performance // WIT Trans. Built Environ. 2005, vol. 82, pp. 417–426.
2. Skorupski J., Uchroński P. A Human Being as a Part of the Security Control System at the Airport // Procedia Eng. 2016, vol. 134, pp. 291–300.
3. Meuter R.F.I., Lacherez P.F. When and Why Threats Go Undetected: Impacts of Event Rate and Shift Length on Threat Detection Accuracy during Airport Baggage Screening // Hum. Factors 2016, 58, 218–228.
4. Andriyanov N. Deep Learning for Detecting Dangerous Objects in X-rays of Luggage // Eng. Proc. 2023, v. 33, id 20. DOI: 10.3390/engproc2023033020.
5. Sterchi Y., Hättenschwiler N., Schwaninger A. Detection measures for visual inspection of X-ray images of passenger baggage // Atten Percept Psychophys 2019, vol. 81, pp. 1297–1311. DOI: 10.3758/s13414-018-01654-8.
6. Волков, А.К. Применение двухпараметрической модели IRT для оценки вероятностных характе-

Таблица 2. Сравнение детекторов

№ п/п	Модель	FPS	mAP
1	YOLOv8s	18,32	0,671
2	YOLOv8s+ResNet	14,21	0,704
3	YOLOv8m	14,26	0,828
4	YOLOv8m+ResNet	11,09	0,845
5	YOLOv8l	11,73	0,834
6	YOLOv8l+ResNet	9,34	0,851

- ристик обнаружения запрещенных предметов операторами досмотровой техники / А.К. Волков, Д.В. Айдаркин, А.К. Волков // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2017. – Т. 20. – №3. – С. 100-109.
7. *Andriyanov N.A., Volkov A.L. K., Volkov An. K., Gladkikh A.A., Danilov S.D.* Automatic x-ray image analysis for aviation security within limited computing resources // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering 2020, vol. 862, id 052009, pp. 1-5. doi:10.1088/1757-899X/862/5/052009.
 8. *Andriyanov N., Dementiev V., Gladkikh A.* Analysis of the Pattern Recognition Efficiency On Non-Optical Images // 2021 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT), Yekaterinburg, Russia, 2021, pp. 0319-0323, DOI: 10.1109/USBREIT51232.2021.9455097.
 9. *Andriyanov N., Kamalova Y., Dementiev V.* Comparison of MS Custom Vision Auto Machine Learning with Algorithms Implementation Methods // 2023 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF), St. Petersburg, Russian Federation, 2023, pp. 1-4. DOI: 10.1109/WECONF57201.2023.10148043.
 10. *Andriyanov N.A., Dementiev V.E., Tashlinskiy A.G.* Detection of objects in the images: from likelihood relationships towards scalable and efficient neural networks // Computer Optics 2022; 46(1): 139-159. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
 11. *Xu, M., Zhang, H., Yang, J.* (2018). Prohibited Item Detection in Airport X-Ray Security Images via Attention Mechanism Based CNN. In: Lai, JH., et al. Pattern Recognition and Computer Vision. PRCV 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 11257. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-03335-4_37.
 12. *Андрьянов, Н.А.* Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet / Н.А. Андрьянов, В.Е. Деметьев, А.Г. Ташлинский // Компьютерная оптика. – 2022. – Т. 46, № 1. – С. 139-159. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
 13. *Good I. J.* Rational Decisions // Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), vol. 14, no. 1, 1952, pp. 107–114.
 14. *Лопаткин, И.М.* Применение функции активации ArcFace для повышения эффективности решения задачи распознавания лиц / И.М. Лопаткин, Н.И. Матусков, Н.А. Андрьянов // В сборнике: Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий («РЭУС-ИТ 2023»). Доклады Всероссийской конференции, посвященной дню радио. – М.: 2023. – С. 196-199.
 15. *Sebastian Bruch, Xuanhui Wang, Mike Bendersky, Marc Najork* An Analysis of the Softmax Cross Entropy Loss for Learning-to-Rank with Binary Relevance // Proceedings of the 2019 ACM SIGIR International Conference on the Theory of Information Retrieval (ICTIR 2019), pp. 75-78.
 16. *Reis D., Kupec J., Hong J., Daoudi A.* Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8 // arXiv preprints 2023, URL: <https://arxiv.org/abs/2305.09972> (дата обращения: 01.06.2024).
 17. *Андрьянов, Н.А.* Мониторинг состояния металлических изделий на основе систем компьютерного зрения / Н.А. Андрьянов, А.А. Волненко, В.Е. Деметьев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение – 2023. – Т. 25. – № 5. – С. 50-57. – DOI: 10.18127/j19998554-202305-07.

IMPROVING OBJECT DETECTION EFFICIENCY USING BACKSPACING LOSS

© 2024 N.A. Andriyanov, A.L. Kim

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia

The paper considers the problem of automatic processing of aviation security screening images. Special attention is paid to methods of classification of prohibited items on X-ray images of luggage and hand luggage. It is proposed to use modified training loss functions. It is shown that this approach provides a gain of 2-4% over traditional training. Moreover, a cascade object detection model based on YOLOv8 neural network and binary classifier is developed. Studies have shown that the application of an additional classifier improves the performance of YOLO neural network by 2-3%. It should also be noted that this study used an in-house dataset prepared jointly with the Ulyanovsk Institute of Civil Aviation. Performance analysis was also performed for different versions of the YOLO detector, which showed that the best combination of accuracy and speed is provided by the medium-sized model (YOLOv8m). The main result of the work is to improve the efficiency of detection and classification of prohibited items by using a modified loss function and cascade detector.

Keywords: aviation security, object detection, pattern recognition, loss function, neural networks.

DOI: 10.37313/1990-5378-2024-26-4(3)-340-346

EDN: KOTJDG

REFERENCES

1. *Hofer F., Schwaninger A.* Using threat image projection data for assessing individual screener performance // WIT Trans. Built Environ. 2005, vol. 82, pp. 417–426.
2. *Skorupski J., Uchroński P.* A Human Being as a Part of the Security Control System at the Airport // Procedia Eng. 2016, vol. 134, pp. 291–300.

3. Meuter R.F.I., Lacherez P.F. When and Why Threats Go Undetected: Impacts of Event Rate and Shift Length on Threat Detection Accuracy during Airport Baggage Screening // *Hum. Factors* 2016, 58, 218–228.
4. Andriyanov N. Deep Learning for Detecting Dangerous Objects in X-rays of Luggage // *Eng. Proc.* 2023, v. 33, id 20. DOI: 10.3390/engproc2023033020.
5. Sterchi Y., Hättenschwiler N., Schwaninger A. Detection measures for visual inspection of X-ray images of passenger baggage // *Atten Percept Psychophys* 2019, vol. 81, pp. 1297–1311. DOI: 10.3758/s13414-018-01654-8.
6. Volkov, A.K. Primenenie dvuhparametricheskoj modeli IRT dlya ocenki veroyatnostnyh harakteristik obnaruzheniya zapreshchennyh predmetov operatorami dosmotrovoj tekhniki / A.K. Volkov, D.V. Ajdarkin, A.K. Volkov // *Nauchnyj vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta grazhdanskoj aviatsii.* – 2017. – T. 20. – №3. – S. 100-109.
7. Andriyanov N.A., Volkov Al. K., Volkov An. K., Gladkikh A.A., Danilov S.D. Automatic x-ray image analysis for aviation security within limited computing resources // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 2020, vol. 862, id 052009, pp. 1-5. doi:10.1088/1757-899X/862/5/052009.
8. Andriyanov N., Dementiev V., Gladkikh A. Analysis of the Pattern Recognition Efficiency On Non-Optical Images // *2021 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT), Yekaterinburg, Russia, 2021*, pp. 0319-0323, DOI: 10.1109/USBREIT51232.2021.9455097.
9. Andriyanov N., Kamalova Y., Dementiev V. Comparison of MS Custom Vision Auto Machine Learning with Algorithms Implementation Methods // *2023 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF), St. Petersburg, Russian Federation, 2023*, pp. 1-4. DOI: 10.1109/WECONF57201.2023.10148043.
10. Andriyanov N.A., Dementiev V.E., Tashlinskiy A.G. Detection of objects in the images: from likelihood relationships towards scalable and efficient neural networks // *Computer Optics* 2022; 46(1): 139-159. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
11. Xu, M., Zhang, H., Yang, J. (2018). Prohibited Item Detection in Airport X-Ray Security Images via Attention Mechanism Based CNN. In: Lai, JH., et al. *Pattern Recognition and Computer Vision. PRCV 2018. Lecture Notes in Computer Science*, vol 11257. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-03335-4_37.
12. Andriyanov, N.A. Obnaruzhenie ob"ektov na izobrazhenii: ot kriteriev Bajesa i Nejmana–Pirsona k detektoram na baze nejronnyh setej EfficientDet / N.A. Andriyanov, V.E. Dement'ev, A.G. Tashlinskiy // *Komp'yuternaya optika.* – 2022. – T. 46, № 1. – S. 139-159. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-922.
13. Good I.J. Rational Decisions // *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 14, no. 1, 1952, pp. 107–114.
14. Lopatkin, I.M. Primenenie funkcii aktivatsii ArcFace dlya povysheniya effektivnosti resheniya zadachi raspoznavaniya lic / I.M. Lopatkin, N.I. Matuskov, N.A. Andriyanov // *V sbornike: Radioelektronnye ustrojstva i sistemy dlya infokommunikacionnyh tekhnologij («REUS-IT 2023»).* *Doklady Vserossijskoj konferencii, posvyashchennoj dnyu radio.* – M.: 2023. – S. 196-199.
15. Sebastian Bruch, Xuanhui Wang, Mike Bendersky, Marc Najork An Analysis of the Softmax Cross Entropy Loss for Learning-to-Rank with Binary Relevance // *Proceedings of the 2019 ACM SIGIR International Conference on the Theory of Information Retrieval (ICTIR 2019)*, pp. 75-78.
16. Reis D., Kupec J., Hong J., Daoudi A. Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8 // *arXiv preprints 2023*, URL: <https://arxiv.org/abs/2305.09972> (data obrashcheniya: 01.06.2024).
17. Andriyanov, N.A. Monitoring sostoyaniya metallicheskih izdelij na osnove sistem komp'yuternogo zreniya / N.A. Andriyanov, A.A. Volnenko, V.E. Dement'ev // *Nejrokompyutery: razrabotka, primenenie* – 2023. – T. 25. – № 5. – S. 50-57. – DOI: 10.18127/j19998554-202305-07.

Nikita Andriyanov, Candidate of Technics, Associate Professor at the Artificial Intelligence Department.
E-mail: nikita-and-nov@mail.ru
Alexandr Kim, PhD Student at Information Technologies and Big Data Analysis Faculty. E-mail: alkim@edu.fa.ru