

УДК 004.93

DOI: 10.22213/2410-9304-2023-3-124-131

Сравнение эффективности алгоритмов YOLOv5 и YOLOv8 для обнаружения средств индивидуальной защиты человека

С. А. Филичкин, аспирант, ИжГТУ имени М.Т. Калашникова, Ижевск, Россия

С. В. Вологдин, доктор технических наук, доцент, ИжГТУ имени М.Т. Калашникова, Ижевск, Россия

В статье рассматриваются вопросы сравнительного анализа различных архитектур сверточных нейронных сетей класса YOLO: YOLOv5 и YOLOv8. Проведено обучение нейронной сети на датасете, состоящем из более 2200 размеченных цифровых изображений. Проведена детекция и распознавание 8 классов средств индивидуальной защиты, таких как медицинские маски, перчатки, каски, защитные очки, униформа и другие.

Для оценки эффективности алгоритмов обнаружения объектов использовались такие характеристики, как метрики точности, время обучения и объем занимаемой памяти нейронных сетей.

Проведенные исследования подтверждают высокую эффективность и точность алгоритмов YOLO в задачах обнаружения и распознавания объектов на цифровых фотоизображениях и видеоизображениях. Исследования показали, что средняя точность mAP детекции объектов в YOLOv8 на 3 % выше, чем в YOLOv5, при этом производительность в новом алгоритме увеличилась более чем на 50 % по сравнению с более ранней версией нейронной сети.

Полученные результаты могут быть использованы для улучшения системы обнаружения объектов в различных областях, таких как автомобильная промышленность, медицинские и научные исследования, сфера безопасности и многое другое.

На основании результатов эксперимента были сделаны выводы относительно выбора алгоритма для обнаружения средств индивидуальной защиты человека. Дальнейшие исследования в этой области могут основываться на расширении объема обучающих наборов данных, чтобы улучшить точность распознавания объектов и оценить производительность алгоритмов на больших объемах данных. Планируются дальнейшие исследования в области оптимизации архитектуры сверточных нейронных сетей для повышения эффективности, скорости и точности обнаружения объектов на цифровых изображениях.

Ключевые слова: компьютерное зрение, распознавание образов, нейронная сеть, YOLOv5, YOLOv8.

Введение

Задача обнаружения объектов – это одна из ключевых задач компьютерного зрения. Она заключается в определении и локализации объектов в цифровых изображениях или видеофайлах. Обнаружение объектов может быть использовано во многих сценариях, таких как автоматическая классификация изображений, системы безопасности, автономные транспортные средства, распознавание лиц, распознавание изображений с приборов учета энергоресурсов и др. [1].

Существуют различные методы обнаружения объектов, включая методы, основанные на признаках, и методы, основанные на глубоком обучении [2]. Методы, основанные на признаках, используют различные характеристики изображения, такие как текстуры, границы и цвета, для выделения объектов на изображении [3]. Однако такие методы имеют ограниченную точность и могут дать большое количество ложных срабатываний.

Одним из наиболее популярных методов глубокого обучения для обнаружения объектов является архитектура YOLO (You Only Look Once) [4].

Целью исследования будет провести сравнение алгоритмов YOLOv5 и YOLOv8 в задаче обнаружения объектов с использованием набора данных, связанных со средствами индивидуальной защиты (СИЗ). В данном случае основная задача будет заключаться в обнаружении объектов, таких как каски, маски, перчатки и другие предметы СИЗ.

Основные цели исследования включают в себя:

- сравнение точности обнаружения объектов между YOLOv5 и YOLOv8 на наборе данных, связанных со средствами индивидуальной защиты;
- сравнение производительности алгоритмов;
- сравнение скорости обучения;
- сравнение занимаемого объема памяти обученной сети.

Результаты исследования могут быть полезны для применения YOLOv5 и YOLOv8 в различных задачах обнаружения объектов, особенно в связи со средствами индивидуальной защиты, таких как в медицинских учреждениях, на производстве, в строительстве и т. д.

Обзор архитектур YOLOv5 и YOLOv8

Для сравнения были выбраны следующие архитектуры: YOLOv5 и YOLOv8. YOLOv5 был представлен в 2020 году компанией Ultralytics. Эта архитектура является эволюцией предыдущей версии YOLOv4 и имеет лучшую скорость и точность обнаружения объектов [5]. YOLOv8 является логическим продолжением архитектуры YOLOv5, выпущенной в январе 2023 года. Данная архитектура основана на успехе предыдущих версий и предлагает новые функции и улучшения для повышения производи-

сти, точности и гибкости алгоритма. YOLOv8 будет сравниваться с YOLOv5, поскольку другие версии (YOLOv6 и YOLOv7) были разработаны сторонними компаниями [6], тогда как YOLOv5 и YOLOv8 были разработаны одной компанией (ultralytics) и являются прямым наследником наиболее успешного алгоритма YOLOv5 [7].

Авторы YOLOv8 приводят сравнительный график данного алгоритма с прошлыми версиями YOLO [8], где видно, что новый алгоритм работает быстрее и точнее, рис. 1.

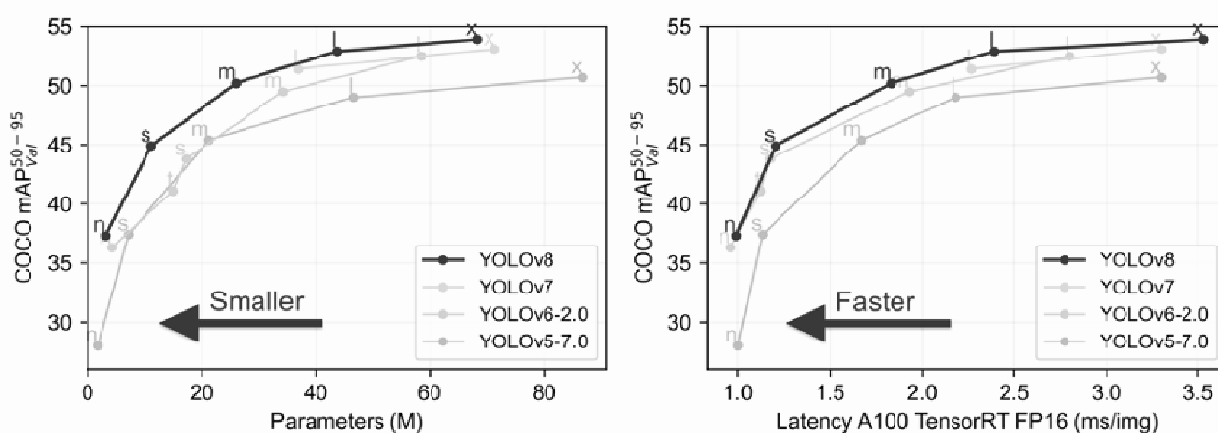


Рис. 1. Сравнение архитектур авторами YOLOv8 [9]

Fig. 1. Comparison of architectures by YOLOv8 authors [9]

Методология

В данной статье будут сравниваться следующие алгоритмы: YOLOv5s и YOLOv8s, а также YOLOv5l и YOLOv8l.

Для эксперимента был сформирован набор данных, который содержит изображения (2231), размеченные с использованием 8 классов средств индивидуальной защиты, таких как медицинские маски, перчатки, каски, защитные очки, униформа и другие. Изображения были собраны в различных условиях, включая различные углы и освещение.

Данный набор изображений может быть использован для обучения и тестирования алгоритмов обнаружения объектов [10], таких как YOLOv5 и YOLOv8. Он также может быть использован для разработки и тестирования системы контроля качества, которая будет автоматически определять, надевают ли работники средства индивидуальной защиты на производстве [11].

Разработка экспериментального плана для обучения моделей YOLOv5s, YOLOv5l, YOLOv8s и YOLOv8l включает следующие шаги:

1. Определение целевых метрик для оценки производительности моделей, таких как точность обнаружения объектов, скорость обработки изображений, использование ресурсов (вычислительной мощности и памяти).

2. Подготовка набора данных для обучения и тестирования моделей. Для этого необходимо разделить исходный набор данных на две части: тренировочную и тестовую. Тренировочная часть будет использоваться для обучения моделей, а тестовая – для проверки их производительности.

3. Выбор гиперпараметров моделей, таких как количество эпох обучения, размер батча, скорость обучения и т. д. Эти параметры могут быть определены с помощью метода проб и ошибок, а также путем анализа литературы.

4. Обучение моделей на тренировочном наборе данных с определенными гиперпараметрами.

5. Оценка производительности моделей на тестовом наборе данных. Для этого необходимо вычислить метрики производительности, определенные на шаге 1.

6. Анализ результатов эксперимента и сравнение производительности моделей. Результаты могут быть представлены в виде таблицы, графиков и диаграмм.

7. Определение наилучшей модели исходя из производительности и ее применение в задачах обнаружения объектов.

8. Выводы и рекомендации по использованию моделей в различных условиях и задачах.

Для оценки результатов обнаружения объектов существуют различные метрики, которые позволяют оценить качество работы алгоритмов обнаружения объектов, некоторые из них:

– точность обнаружения (precision) – это мера того, насколько точно алгоритм обнаруживает объекты; она определяется как отношение числа верно обнаруженных объектов к общему числу обнаруженных объектов;

– полнота (recall) – это мера того, насколько хорошо алгоритм обнаруживает все объекты; она определяется как отношение числа верно обнаруженных объектов к общему числу объектов в наборе данных [12];

– среднее смещение объектов – это метрика, которая измеряет среднее расстояние между центрами детектированных объектов и их истинными положениями; чем ниже значение этой метрики, тем лучше;

– скорость работы – это метрика, которая измеряет количество кадров в секунду, которое может обрабатывать алгоритм [13];

– использование ресурсов – это метрика, которая измеряет количество вычислительных ресурсов, которое требуется для работы алгоритма [14];

– размер модели – это метрика, которая измеряет размер модели в мегабайтах, чем меньше размер модели, тем лучше;

– ложные срабатывания – это метрика, которая измеряет количество ложных срабатываний алгоритма (то есть объектов, которые были неправильно классифицированы как объекты интереса) [15];

– качество классификации – это метрика, которая оценивает качество классификации объектов по классам.

Выбор метрик оценки результатов зависит от цели задачи, а также особенностей набора данных и условий. В данном исследовании будет использоваться метрика mAP, сравниваться скорость обучения, производительность и размер модели [16].

Сравнение эффективности алгоритмов

При обучении нейронных сетей были заданы следующие параметры: epochs=150; imgsz=640; batch=16, workers=8. Остальные параметры были оставлены по умолчанию.

Обучение сети происходило в интерактивной среде разработки Google Colab с использованием видеокарты NVIDIA Tesla T4 с тензорными ядрами.

YOLOv8 имеет большее количество слоев и параметров, чем YOLOv5, что может привести к более длительному времени обучения. В ходе эксперимента при обучении YOLOv8s было затрачено 2 часа 12 минут, а при обучении YOLOv5s 2 часа 5 минут. Разница незначительная. При этом обучение YOLOv8l и YOLOv5l заняло 4 часа 7 минут и 3 часа 15 минут соответственно, где разница во времени уже более ощутима.

При обработке изображений на проверочных данных сеть YOLOv8 действительно показала прирост производительности. Тогда как YOLOv5s и YOLOv5l продемонстрировали производительность на уровне 107.8 GFLOPs и 15.8 GFLOPs, YOLOv8s и YOLOv8l показали 164.8 GFLOPs и 28.5 GFLOPs соответственно, что демонстрирует увеличение производительности более чем на 50 %.

Точность обнаружения объектов является одним из важнейших критериев для сравнения производительности алгоритмов. На рис. 2 видно, как YOLOv8s обучается быстрее и показывает лучшую среднюю точность по сравнению с YOLOv5s.

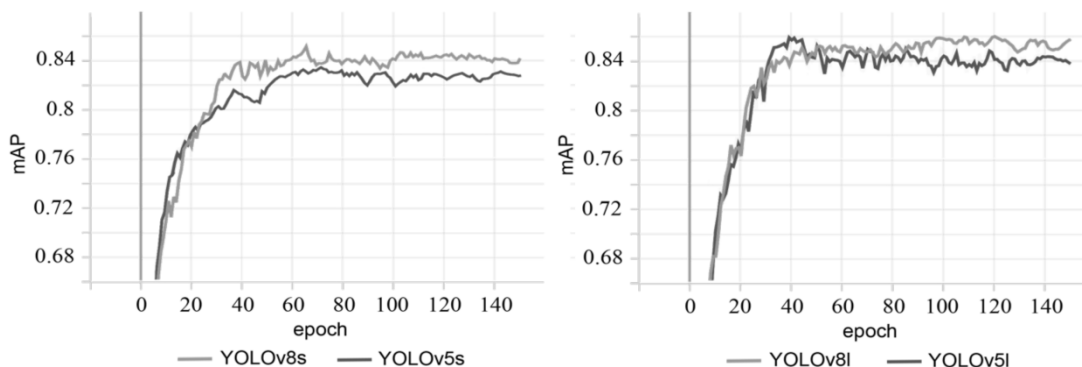


Рис. 2. Изменение средней точности детекции объектов в зависимости от эпохи обучения

Fig. 2. Changes in the average accuracy of object detection depending on the training epoch

На рис. 2 видно, как YOLOv8l показывает лучшую среднюю точность по сравнению с YOLOv5l. По результатам сравнения средняя точность YOLOv8 выше на 3 %.

Можно заметить, что YOLOv5l показывала лучшую среднюю точность после обучения на 40 эпохах, однако, продолжив обучение, точность стала снижаться, стабильный результат был получен ближе к 80-й эпохе, YOLOv8l демонстрирует более стабильный результат на протяжении всего обучения. Наличие более точных функций активации и дополнительных модулей в YOLOv8 приводит к лучшей точности обнаружения объектов.

Таким образом, выбор между YOLOv5 и YOLOv8 должен основываться на конкретных потребностях пользователя. В некоторых случаях YOLOv5 может оказаться предпочтительнее, однако в среднем по всем показателям YOLOv8 является лучшим выбором и может использоваться для обнаружения СИЗ.

Результаты эксперимента

В эксперименте было использовано четыре различные архитектуры моделей YOLO: YOLOv5s, YOLOv5l, YOLOv8s и YOLOv8l. Каж-

дая модель была обучена на датасете, содержащем изображения, на которых были изображены средства индивидуальной защиты. Метрики оценки результатов эксперимента включали точность обнаружения, скорость обработки изображений и объем занимаемой памяти.

Результаты эксперимента показали, что YOLOv8 демонстрирует более высокую точность обнаружения объектов, чем YOLOv5, рис. 3, 4. Однако это было сопряжено с большим временем, затраченным на обучение. Модели YOLOv5s и YOLOv5l могут выигрывать в некоторых ситуациях, когда, например, обучение сети будет происходить на малом количестве эпох.

Таким образом, для задачи обнаружения объектов средств индивидуальной защиты YOLOv8 может быть предпочтительнее, особенно если требуется высокая точность обнаружения.

Однако если скорость обучения или объем занимаемой памяти имеют большое значение, то YOLOv5 также может быть хорошим выбором.

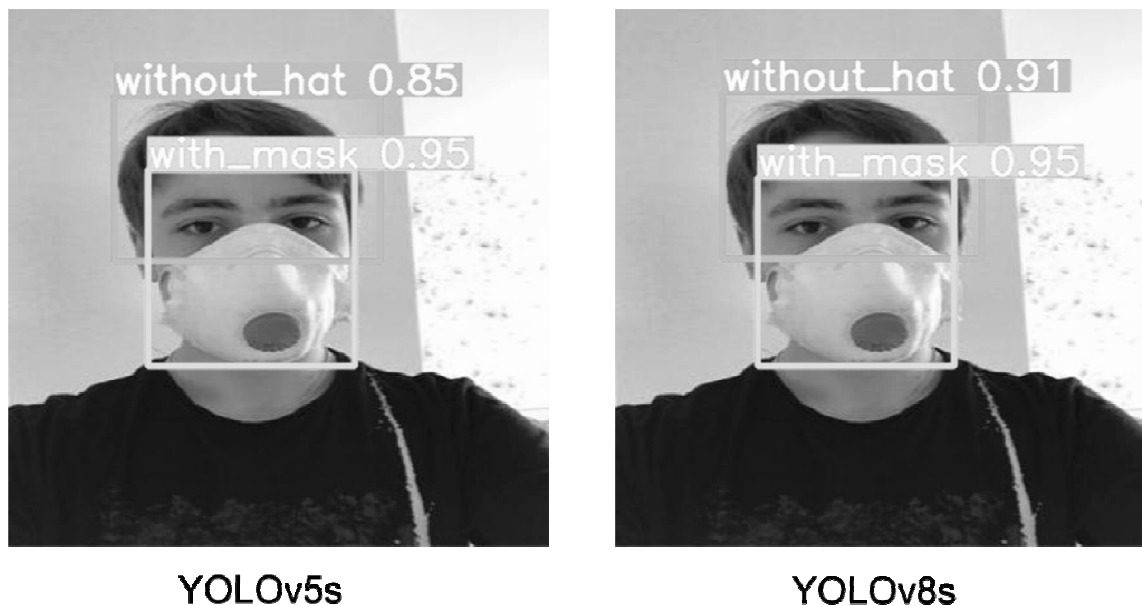


Рис. 3. Обнаружение объектов YOLOv5s и YOLOv8s

Fig. 3. Object detection YOLOv5s and YOLOv8s

Дополнительно можно отметить, что выбор между алгоритмами YOLOv5 и YOLOv8 должен основываться не только на показателях точности и времени обучения, но также на других факторах, таких как размер и сложность данных, требования к скорости обработки и прочее. К тому же результаты эксперимента могут от-

личаться в зависимости от использованного набора данных, настроек обучения, архитектуры оборудования и других факторов. Поэтому перед выбором конкретной архитектуры модели YOLO необходимо тщательно оценить все факторы и провести собственный эксперимент на своем наборе данных [17].



Рис. 4. Обнаружение объектов YOLOv5l и YOLOv8l

Fig. 4. Object detection YOLOv5l and YOLOv8l

Перспективы дальнейшего исследования

На основе результатов данного исследования, можно выделить несколько направлений для дальнейшего исследования:

Дальнейшее исследование алгоритмов обнаружения объектов на других наборах данных, включая более сложные сцены с более разнообразными объектами, различными условиями освещения и шума. Это поможет более полно оценить эффективность алгоритмов в различных реальных условиях.

Исследование методов улучшения производительности и точности алгоритмов, таких как применение других моделей, использование дополнительных методов предобработки данных и выбор наилучших гиперпараметров. Это может помочь получить еще более высокую точность обнаружения при сохранении высокой скорости обработки изображений.

Использование количества эпох для проведения исследования может быть также интересным аспектом, который стоит исследовать в дальнейших исследованиях. В данном исследовании было проведено обучение на одном и том же количестве эпох для всех моделей, но в действительности для каждой модели может потребоваться разное количество эпох для достижения максимальной точности.

Наконец, стоит отметить, что сравнение алгоритмов YOLOv5 и YOLOv8 было проведено только в контексте обнаружения средств индивидуальной защиты человека. Однако эти алгоритмы также могут использоваться для обнару-

жения других типов объектов. Поэтому дальнейшее исследование может также включать сравнение эффективности YOLOv5 и YOLOv8 в других задачах обнаружения объектов.

Использование технологий искусственного интеллекта позволяет разрабатывать прикладные интеллектуальные информационные системы. В частности, вопросы разработки интеллектуальной системы идентификации и аутентификации пользователей по клавиатурному почерку рассмотрены в работе [18]. Стартап «Интеллектуальный сервис сбора и передачи показаний приборов учета» [19] ставит целью разработку мобильного и серверного приложения для автоматизированного учета потребления энергоресурсов на основе распознавания показаний приборов учета, наличия пломб, верификации данных по цифровым изображениям счетчиков приборов учета. Цифровые изображения в автоматизированном режиме передаются на сервер, где с помощью обученных нейронных сетей происходит детекция и распознавание необходимых объектов [20].

Библиографические ссылки

1. Vorozhtsova, N., Shushkov, I., Vologdin, S. System approach to development of intellectual information mobile system for electric power metering. E3S Web of Conferences, 2019, pp. 114. DOI 10.1088/1752-899X/1047/1/012096.
2. Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.

3. Du, Y., Pan, N., Xu, Z., Deng, F., Shen, Y., Kang, H. Pavement distress detection and classification based on YOLO network. *International Journal of Pavement Engineering*, 2021, pp. 1659-1672. DOI 10.1080/10298436.2020.1714047.
4. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2014, pp. 580-587.
5. Применение нейронной сети YOLOv5 для контроля соблюдения регламентов персонала на предприятии / С. А. Филичкин, С. В. Вологдин // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании: сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции. 2022. С. 73–80.
6. Ieamsaard, J., Charoensook, S. N., Yammen, S. Deep learning-based face mask detection using yolov5. In *2021 9th International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, 2021, pp. 428-431.
7. Yang, G., Feng, W., Jin, J., Lei, Q., Li, X., Gui, G., Wang, W. Face mask recognition system with YOLOV5 based on image recognition. In *2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, 2020, pp. 1398-1404.
8. Tsung-Yi Lin, Piotr Dollar, Ross Girshick, Kaiming He, Bharath Hariharan, and Serge Belongie. Feature pyra mid networks for object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 2117-2125.
9. Ultralytics YOLOv8. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата обращения 20.02.2023).
10. Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Syl vain Gelly, Jakob Uszkoreit, and Neil Houlsby. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In *9th International Conference on Learning Representations, ICLR 2021*, 2021.
11. Xingkui Zhu, Shuchang Lyu, Xu Wang, Qi Zhao. Improved YOLOv5 Based on Transformer Prediction Head for Object Detection on Drone-captured Scenarios. arXiv:2108.11539, 2021.
12. Zhi Zhang, Tong He, Hang Zhang, Zhongyue Zhang, Junyuan Xie, Mu Li. Bag of Freebies for Training Object Detection Neural Networks. arXiv:1902.04103, 2019.
13. Qiang Chen, Yingming Wang, Tong Yang, Xiangyu Zhang, Jian Cheng, Jian Sun. You Only Look One-level Feature. arXiv:2103.09460, 2021.
14. Shu Liu, Lu Qi, Haifang Qin, Jianping Shi, and Jiaya Jia. Path aggregation network for instance segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2018, pp. 8759–8768.
15. Sanghyun Woo, Jongchan Park, Joon-Young Lee, In So Kweon. Cbam: Convolutional block attention module. In *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, 2018, pp. 3-19.
16. Roman Solovyev, Weimin Wang, Tatiana Gabruseva. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models. *Image and Vision Computing*, 107:104117, 2021.
17. Ziyang Tang, Xiang Liu, Guangyu Shen, Baijian Yang. Penet: object detection using points estimation in aerial im ages. arXiv preprint arXiv:2001.08247, 2020.
18. Sharipov, R., Panchenko, O. Problems of Developing User Identification Systems by Keyboard Handwriting. In: Radionov, A.A., Gasiyarov, V.R. (eds) *Advances in Automation IV. RusAutoCon 2022. Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 986. Springer, 2023.
19. Vologdin S.V., Shushkov I.D. and Bysygin E.K. Portable data collection terminal in the automated power consumption measurement system. *Journal of Physics: Conference Series* this link is disabled, 2018. DOI 10.1088/1742-6596/944/1/012122.
20. Рябов П. И., Вологдин С. В., Максимова В. В. / Алгоритм распознавания изображений с приборов учета электроэнергии // Интеллектуальные системы в производстве. 2017. Т. 15, № 4. С. 42–48.

References

1. Vorozhtsova, N., Shushkov, I., Vologdin, S. System approach to development of intellectual information mobile system for electric power metering. *E3S Web of Conferences*, 2019, pp. 114. DOI 10.1088/1757-899X/1047/1/012096.
2. Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, and HongYuan Mark Liao. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
3. Du, Y., Pan, N., Xu, Z., Deng, F., Shen, Y., & Kang, H. Pavement distress detection and classification based on YOLO network. *International Journal of Pavement Engineering*, 2021, pp. 1659-1672. DOI 10.1080/10298436.2020.1714047.
4. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2014, pp. 580-587.
5. Filichkin S. A., Vologdin S.V. *Primenenie neuronnoi seti YOLOv5 dlya kontrolya soblyudeniya reglamentov personala na predpriyatii* [Using the Yolov5 Neural Network to Recognize the Presence of Personal Protective Equipment]. *Informatsionnye tekhnologii v nauke, promyshlennosti i obrazovanii* [Proc. Information technologies in science, industry and education], 2022, pp. 73-80 (in Russ.).
6. Ieamsaard, J., Charoensook, S. N., & Yammen, S. Deep learning-based face mask detection using yolov5. In *2021 9th International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, 2021, pp. 428-431.
7. Yang, G., Feng, W., Jin, J., Lei, Q., Li, X., Gui, G., & Wang, W. Face mask recognition system with YOLOV5 based on image recognition. In *2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, 2020, pp. 1398-1404.

8. Tsung-Yi Lin, Piotr Dollar, Ross Girshick, Kaiming He, Bharath Hariharan, and Serge Belongie. Feature pyramid networks for object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 2117-2125.
9. Ultralytics YOLOv8. Available at: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (accessed 20.02.2023).
10. Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Syl vain Gelly, Jakob Uszkoreit, and Neil Houlsby. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. In 9th International Conference on Learning Representations, ICLR 2021, 2021.
11. Xingkui Zhu, Shuchang Lyu, Xu Wang, Qi Zhao. Improved YOLOv5 Based on Transformer Prediction Head for Object Detection on Drone-captured Scenarios. arXiv:2108.11539, 2021.
12. Zhi Zhang, Tong He, Hang Zhang, Zhongyue Zhang, Junyuan Xie, Mu Li. Bag of Freebies for Training Object Detection Neural Networks. arXiv:1902.04103, 2019.
13. Qiang Chen, Yingming Wang, Tong Yang, Xiangyu Zhang, Jian Cheng, Jian Sun. You Only Look One-level Feature. arXiv:2103.09460, 2021.
14. Shu Liu, Lu Qi, Haifang Qin, Jianping Shi, and Jiaya Jia. Path aggregation network for instance segmentation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018, pp. 8759–8768.
15. Sanghyun Woo, Jongchan Park, Joon-Young Lee, and In So Kweon. Cbam: Convolutional block attention module. In Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), 2018, pp. 3-19.
16. Roman Solovyev, Weimin Wang, and Tatiana Gabruseva. Weighted boxes fusion: Ensembling boxes from different object detection models. Image and Vision Computing, 107:104117, 2021.
17. Ziyang Tang, Xiang Liu, Guangyu Shen, and Baijian Yang. Penet: object detection using points estimation in aerial images. arXiv preprint arXiv:2001.08247, 2020.
18. Sharipov, R., Panchenko, O. Problems of Developing User Identification Systems by Keyboard Handwriting. In: Radionov, A.A., Gasiyarov, V.R. (eds) Advances in Automation IV. RusAutoCon 2022. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 986. Springer, 2023.
19. Vologdin S.V., Shushkov I.D. and Bysygin E.K. Portable data collection terminal in the automated power consumption measurement system. Journal of Physics: Conference Series this link is disabled, 2018. DOI 10.1088/1742-6596/944/1/012122.
20. Ryabov P.H., Vologdin S.V., Maksimova V.V. [Image recognition algorithm from the electricity metering devices]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*, 2017, Vol. 15, no. 4. Pp. 42-48 (in Russ.).

Comparison of the Effectiveness of YOLOv5 and YOLOv8 Algorithms for Detecting Human Personal Protective Equipment

S. A. Filichkin, Post-graduate, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

S. V. Vologdin, DSc. in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

The article deals with the comparative analysis of different architectures of convolutional neural networks of YOLO class: YOLOv5 and YOLOv8. Neural network was trained on a dataset consisting of more than 2,200 marked digital images. Detection and recognition of 8 classes of personal protective equipment such as medical masks, gloves, helmets, goggles, uniforms and others was performed.

To evaluate the efficiency of the object detection algorithms such characteristics as accuracy metrics, learning time and memory size of the neural networks were used.

The research confirms the high efficiency and accuracy of the YOLO algorithms in the detection and recognition of objects in digital still and video images. The research shows that the average accuracy of mAP object detection in YOLOv8 is 3% higher than in YOLOv5, while the performance in the new algorithm has increased by more than 50% compared with the earlier version of the neural network.

The results obtained can be used to improve the object detection system in various fields, such as the automotive industry, medical and scientific research, the security field, and etc.

Based on the results of the experiment, conclusions were made regarding the selection of an algorithm for the detection of human personal protective equipment. Further research in this area may be based on expanding the volume of training datasets to improve the accuracy of object recognition and evaluate the performance of algorithms on large amounts of data. Further research is planned in the area of optimizing the architecture of convolutional neural networks to improve the efficiency, speed and accuracy of object detection in digital images.

Keywords: computer vision, pattern recognition, neural network, YOLOv5, YOLOv8.

Получено: 16.05.23

Образец цитирования

Филичкин С. А., Вологдин С. В. Сравнение эффективности алгоритмов YOLOv5 и YOLOv8 для обнаружения средств индивидуальной защиты человека // Интеллектуальные системы в производстве. 2023. Т. 21, № 3. С. 124–131. DOI: 10.22213/2410-9304-2023-3-124-131.

For Citation

Filichkin S.A., Vologdin S.V. [Comparison of the effectiveness of YOLOv5 and YOLOv8 algorithms for detecting human personal protective equipment]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2023, vol. 21, no. 3, pp. 124-131. DOI: 10.22213/2410-9304-2023-1-4-13.