

©*Григорьев Е. С., ORCID: 0009-0009-9413-4520, Самарский  
государственный технический университет, г. Самара, Россия,*

©*Козлов В. В., SPIN-код: 3854-1763, ORCID: 0000-0003-3735-9423, канд.*

*техн. наук,*

*Поволжский государственный университет телекоммуникаций и*

*информатики;*

*Самарский государственный технический университет, г. Самара, Россия,*

## **СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ: YOLO, SSD И FASTER R-CNN**

### **Аннотация**

В статье представлен сравнительный анализ современных алгоритмов обнаружения объектов, применяемых в задачах компьютерного зрения: Faster R-CNN, YOLO и SSD. Рассматриваются архитектурные особенности указанных моделей, а также их эксплуатационные характеристики. Основное внимание уделено сопоставлению точности обнаружения (mAP) и скорости обработки изображений (FPS). Установлено, что Faster R-CNN обеспечивает наибольшую точность за счёт двухэтапной обработки данных, тогда как YOLO демонстрирует высокую производительность в режиме реального времени. Алгоритм SSD характеризуется сбалансированным соотношением скорости и точности. Полученные результаты могут быть использованы при выборе методов для практических приложений, включая системы видеонаблюдения, автономные транспортные средства и робототехнические комплексы.

### **Abstract**

This paper presents a comparative analysis of modern object detection algorithms used in computer vision tasks: Faster R-CNN, YOLO, and SSD. The architectural features of these models are considered, as well as their operational characteristics. The main attention is paid to comparing detection accuracy (mAP) and image processing

speed (FPS). It is established that Faster R-CNN provides the highest accuracy due to its two-stage data processing, while YOLO demonstrates high performance in real-time mode. The SSD algorithm is characterized by a balanced trade-off between speed and accuracy. The obtained results can be used for selecting methods for practical applications, including video surveillance systems, autonomous vehicles, and robotic systems.

Ключевые слова: обнаружение объектов, YOLO, SSD, Faster R-CNN, сверточные нейронные сети, компьютерное зрение, сравнительный анализ.

Keywords: object detection, YOLO, SSD, Faster R-CNN, convolutional neural networks, computer vision, comparative analysis.

## Введение

Обнаружение объектов на изображениях представляет собой одну из центральных задач компьютерного зрения, требующую одновременного решения задач локализации и классификации. В отличие от классической задачи распознавания, где определяется только принадлежность изображения к определённому классу, детекция предполагает также определение пространственного положения объектов.

Современные методы детекции активно применяются в широком спектре областей, включая интеллектуальные транспортные системы, промышленный контроль, медицинскую диагностику и системы безопасности. Наибольшую эффективность в данной области продемонстрировали алгоритмы, основанные на сверточных нейронных сетях.

Среди существующих подходов особое внимание уделяется трём архитектурам: Faster R-CNN, YOLO и SSD. Несмотря на общую цель, данные алгоритмы реализуют различные принципы обработки изображений, что определяет различия в их производительности и точности.

Целью данной работы является анализ указанных методов, выявление их особенностей, а также формирование рекомендаций по их применению.

## Обзор алгоритмов обнаружения объектов

### Faster R-CNN

Алгоритм Faster R-CNN представляет собой развитие семейства региональных методов детекции. Его ключевой особенностью является использование сети генерации регионов (Region Proposal Network), которая автоматически формирует области, потенциально содержащие объекты.

Архитектура модели включает два последовательных этапа: генерацию регионов-кандидатов и их последующую классификацию с уточнением координат ограничивающих рамок. Совместное использование общей сверточной базы позволяет повысить эффективность обучения.

Двухэтапная структура обеспечивает высокую точность обнаружения, однако приводит к увеличению вычислительных затрат и снижению скорости обработки.

### YOLO

Алгоритм YOLO реализует принцип однопроходной детекции, при котором изображение обрабатывается единой нейронной сетью без выделения промежуточных регионов.

Входное изображение разбивается на регулярную сетку, для каждой ячейки которой одновременно предсказываются координаты ограничивающих рамок и вероятности классов объектов. Такой подход обеспечивает высокую скорость обработки и делает алгоритм пригодным для задач реального времени.

Современные модификации YOLO демонстрируют значительное улучшение точностных характеристик при сохранении высокой производительности.

### SSD

Алгоритм SSD также относится к одноступенчатым детекторам и выполняет предсказание объектов напрямую на основе карт признаков различного уровня.

Отличительной особенностью является использование нескольких масштабов признаков, что позволяет эффективно обнаруживать объекты различного размера. Применение заранее заданных ограничивающих рамок упрощает процесс обучения и ускоряет обработку.

SSD обеспечивает компромисс между скоростью и точностью, что делает его востребованным в прикладных задачах.

### Сравнительный анализ производительности

Для объективного сравнения алгоритмов используются стандартные метрики: mAP (mean Average Precision) — средняя точность, и FPS (Frames Per Second) — скорость обработки в кадрах в секунду.

Сравнение алгоритмов выполнено на основе анализа опубликованных экспериментальных результатов на наборе данных Pascal VOC, а также с учетом архитектурных особенностей моделей и их вычислительной сложности.

Таблица 1 – Сравнение YOLO, SSD и Faster R-CNN

Алгоритм	Точность (mAP, %)	Скорость (FPS)	Сложность реализации	Основное применение
YOLOv8	~53	~150	Низкая	Реальное время, видео
SSD	~46	~60	Средняя	Веб-камеры, дроны
Faster R-CNN	~42	~15	Высокая	Медицина, высокоточные системы

Приведённые значения являются усредненными и получены на основе анализа открытых источников.

Как видно из таблицы, YOLO обеспечивает максимальную скорость обработки, однако может уступать по точности, Faster R-CNN демонстрирует

наилучшие показатели точности, но характеризуется низкой скоростью, SSD занимает промежуточное положение, сочетая приемлемые значения обеих метрик.

На рисунке 1 представлен график сравнения скорости и точности рассматриваемых алгоритмов.

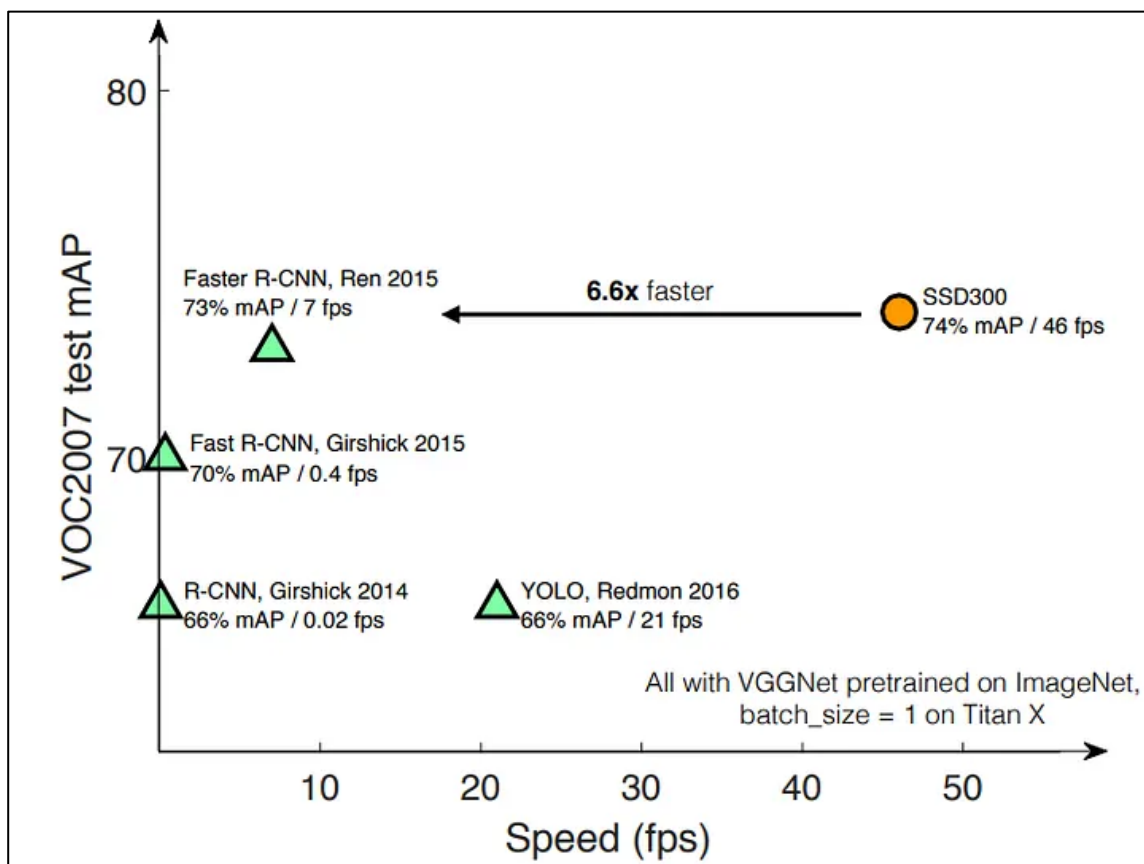


Рис. 1 – Сравнение алгоритмов обнаружения объектов по скорости (FPS) и точности (mAP)

#### Рекомендации по применению

На основе проведённого анализа можно сформулировать следующие рекомендации:

- алгоритмы семейства YOLO целесообразно использовать в системах, работающих в режиме реального времени;
- SSD подходит для задач с ограниченными вычислительными ресурсами и умеренными требованиями к точности;
- Faster R-CNN рекомендуется применять в задачах, где приоритетом является высокая точность обнаружения.

## Заключение

В результате проведённого исследования выполнено сравнение трёх распространённых алгоритмов обнаружения объектов. Рассмотрены их архитектурные особенности и эксплуатационные характеристики.

Показано, что выбор конкретного алгоритма определяется требованиями к скорости и точности обработки. При этом современные направления развития методов детекции направлены на уменьшение разрыва между этими параметрами.

Результаты проведённого анализа представляют практическую ценность при выборе алгоритмов для задач обработки изображений, особенно в условиях ограниченных вычислительных ресурсов.

Дальнейшее развитие данной области связано с созданием комбинированных подходов, объединяющих сильные стороны одноэтапных и двухэтапных методов детекции, а также с оптимизацией их архитектурных решений.

## Список литературы

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2012.
2. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2017. Vol. 39. No. 6. P. 1137–1149.
3. Liu W., Anguelov D., Erhan D. et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector // European Conference on Computer Vision (ECCV). 2016. P. 21–37.
4. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. Ultralytics YOLOv8. 2023. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата обращения: 09.04.2026).
5. Terven J., Cordova-Esparza D. A Comprehensive Review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and Beyond // arXiv preprint. 2023. arXiv:2304.00501.

6. Sojasingarayar A. Faster R-CNN vs YOLO vs SSD — Object Detection Algorithms // IBM Data Science in Practice. Medium. 2022. URL: <https://medium.com/ibm-data-ai/faster-r-cnn-vs-yolo-vs-ssd-object-detection-algorithms-18badb0e02dc>

References:

1. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2012). *Digital Image Processing*. Moscow: Tekhnosfera. (in Russian).
2. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137–1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
3. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y., & Berg, A. C. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)* (pp. 21–37). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2)
4. Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *Ultralytics YOLOv8*. GitHub. Retrieved from <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
5. Terven, J., & Cordova-Esparza, D. (2023). A Comprehensive Review of YOLO: From YOLOv1 to YOLOv8 and Beyond. *arXiv preprint*, arXiv:2304.00501.
6. Sojasingarayar, A. (2022). Faster R-CNN vs YOLO vs SSD — Object Detection Algorithms. *IBM Data Science in Practice*. Medium. Retrieved from <https://medium.com/ibm-data-ai/faster-r-cnn-vs-yolo-vs-ssd-object-detection-algorithms-18badb0e02dc>