

УДК 004.932.72'1

DOI 10.22213/2413-1172-2018-4-222-229

## ОБЗОР МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В СИСТЕМАХ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ

**В. В. Ситников**, аспирант, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

**В. В. Люминарский**, аспирант, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

**А. В. Коробейников**, кандидат технических наук, доцент, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

*Приведен обзор методов распознавания объектов на изображениях, применяемых в системах машинного зрения, а также примеры применения систем машинного зрения в промышленности и при анализе изображений биологических объектов.*

*Статья содержит информацию о том, для каких целей и в каких областях применяются системы машинного зрения, а также из каких основных компонентов состоят системы машинного зрения.*

*Рассмотрены классические методы распознавания объектов, используемые в системах машинного зрения, и новые исследования в данной области. Содержится обзор работ по методу Виолы – Джонса и его модификациям, разработанным с целью повышения производительности и точности распознавания объектов. Рассмотрены методы распознавания изображений, основанные на контурном анализе, поиске шаблона, сопоставлении по ключевым точкам и сверточных нейронных сетях.*

*Приведены примеры использования систем машинного зрения для автоматического обнаружения дефектов при контроле качества выпускаемой продукции, определения места резки металла, проверки качества маркировки изделий, поиска дефектов при производстве печатных плат. Также приведена информация о применении распознавания изображений в медицине при сегментации левого желудочка сердца, обнаружении тромба в сердце, поиске области интереса и ее улучшении на эхокардиограмме.*

**Ключевые слова:** машинное зрение, обработка изображений, распознавание объектов, сверточная нейронная сеть.

### Введение

**П**од машинным зрением понимается технология получения изображений объектов, с последующей обработкой изображений и использованием полученной информации для решения узкоспециализированных прикладных задач, при этом полностью или частично исключая участие человека [1]. Машинное зрение широко применяется в управлении производственными процессами, системах общественной и домашней безопасности, при аутентификации и взаимодействии человека с компьютером, обработке медицинских изображений, автономном управлении транспортными средствами, для извлечения метаданных и классификации изображений [2]. Области использования и задачи, для которых применяется машинное зрение, постоянно растут.

Как правило, система машинного зрения состоит из следующих компонентов [3].

1. Одна или несколько камер. При использовании двух и более камер информация с камер поступает одновременно. Использование нескольких камер применяется для измерения глубины наблюдения.

2. Специализированные источники света.

3. Компьютер с установленным программным обеспечением машинного зрения.

4. Устройство для синхронизации работы элементов.

Большой интерес представляют алгоритмы и методы по обработке и распознаванию полученных изображений. В большей степени от них зависит точность и скорость распознавания и, как следствие, эффективность применения машинного зрения в различного рода задачах.

### Методы распознавания объектов, применяемые в системах машинного зрения

#### Метод Виолы – Джонса

Метод Виолы – Джонса предназначен для распознавания объектов на изображении. Данный метод основан на принципе сканирующего окна [4]. Одной из идей метода является то, что изображение представляется в интегральном виде. Интегральное представление дает возможность вычислить суммарную яркость прямоугольника на изображении [5] и признаки Хаара, с помощью которых происходит обнаружение искомого объекта. Для вычисления признаков на изображении используется сканирующее окно, внутри которого вычисляются

различные признаки. В дальнейшем для вынесения решения о найденных объектах на изображении признаки подаются на вход классификатора [6].

В качестве технологии, предназначенной для обучения классификатора, используется бустинг – методы, которые позволяют построить более сложный классификатор из композиции простых классификаторов [7].

Алгоритм классификации для метода Виолы – Джонса состоит из этапов:

- выборка данных, на которых указан классифицируемый объект, вычисление примитивов Хаара;
- выборка подходящего порога для классификации;
- выборка лучших примитивов и подходящего порога для каждого примитива.

Несмотря на то, что метод Виолы – Джонса является одним из самых популярных алгоритмов распознавания объектов на изображении, его применение затруднено в системах реального времени и системах с ограниченными вычислительными ресурсами. Это связано с тем, что данный метод требует большого количества данных для обучения классификатора, а также происходит увеличение требуемых вычислений с увеличением размера обрабатываемого изображения [8].

#### *Модификации метода Виолы – Джонса*

Существует метод по выделению области лица, основанный на комбинации метода Виолы – Джонса и способа обнаружения кожи с применением метода кодирования цветовых пространств. При выделении лиц изображение первоначально обрабатывается методом Виолы – Джонса, а далее для каждой выходной области проводится классификация на принадлежность оцениваемой области коже человека [9].

Метод Захры схож с методом, описанным выше. Для обнаружения лиц используется следующая комбинация. На первом этапе на изображении осуществляется поиск областей, на которых содержится изображение кожи человека, на втором этапе применяется метод Виолы – Джонса [10].

Разработана модификация метода Виолы – Джонса, в которой используется адаптивное сканирующее окно, т. е. размер шага сканирования не является постоянным, а изменяется при различных ситуациях [11]. В данном методе размер шага сканирования увеличивается при малых значениях ступени выхода, а при приближении к объекту поиска шаг уменьшается.

Для оптимизации поиска геометрически сложных объектов существует метод, основанный на методе Виолы – Джонса. В данном методе для выделения границ на изображении используется оператор Лапласа, а для снижения уязвимости к шумам применяется сглаживающий фильтр Гаусса [12].

Существуют также и другие модификации метода Виолы – Джонса, которые направлены на повышение производительности и точности распознавания объектов на изображении.

#### *Контурный анализ*

Под контурным анализом подразумевается набор методов, служащих, как правило, для выделения, описания, хранения, сравнения, распознавания и поиска объектов по их контурам. При данном подходе подразумевается, что контур содержит достаточную информацию об объекте. При этом нет необходимости учитывать внутренние точки объекта, что, в свою очередь, снижает сложность алгоритмов и вычислений [13]. Далее рассмотрим одни из самых распространенных методов для распознавания объектов, основанных на контурном анализе.

В методе активных контуров применяется модель активных контуров свободной формы. В данном методе задача поиска границ объекта сводится к нахождению контура, на котором «энергия» достигает максимума. В данном методе контур инициализируется как линия и далее деформируется для создания области объекта [14]. Также существует модификация данного метода, в котором не производится предварительное выделение границ объекта.

Алгоритм детектора границ Кэнни содержит следующие этапы [15]:

- удаление шума (происходит размывание изображения);
- поиск градиента для первоначального выделения границ;
- нахождение локальных максимумов;
- двойная пороговая фильтрация (границы определяются порогами);
- установление итоговых границ.

Основная идея метода прослеживания контуров состоит в том, чтобы вычертить границы между объектом и фоном. Данный метод реализуется таким образом, что сканирующая точка движется по изображению до тех пор, пока не обнаруживает границу объекта. Далее направление движения точки меняется, и поиск границы объекта продолжается. Поиск ведется до тех пор, пока точка не вернется в положение первого нахождения границы [16].

### Поиск шаблона

Методы обработки изображений, строящиеся на поиске шаблона, предназначены для выделения участка изображения, соответствующего заданному образцу. Основной целью данных методов является поиск области на изображении, которая наилучшим образом совпадает с заданным шаблоном. Входными данными будет служить обрабатываемое изображение, а также изображение объекта, которое необходимо найти на обрабатываемом изображении [17].

При реализации данного метода заданный шаблон последовательно перемещается по исходному изображению, и осуществляется оценка, насколько обрабатываемая область схожа с шаблоном. В результате работы данного метода выделяется область, которая имеет наибольшую степень соответствия шаблону [18].

### Сопоставление по ключевым точкам

Главной чертой при использовании методов сопоставления по ключевым точкам является то, что методы нацелены на выделение ключевых особенностей. Для обнаружения объекта необходимо произвести поиск ключевых точек и фиксацию их взаимного расположения. Так как нет строго понятия, что необходимо считать ключевыми точками для определенного изображения, то процесс выделения ключевых точек производится на эталонном изображении, а затем на исследуемом изображении [19].

Несмотря на то, что определение ключевых точек в каждом алгоритме происходит по-своему, можно выделить основные этапы, которые используются в методах сопоставления по ключевым точкам [20]:

- детектор – производит обозначение точечных особенностей на изображении;
- дескриптор – происходит формирование вектора признаков точек и оценка позиции точек относительно окружающих объектов;
- «матчер» – производит сопоставление точек в пространстве признаков.

В работе [21] отдельные особые точки объединяются в треугольник, описываемый дескриптором. Сопоставление двух аэрофотоснимков по полученным треугольникам осуществляется с помощью метода статистической дифференциации, который позволяет существенно снизить объем перебора за счет сопоставления только эквивалентных треугольников с одинаковыми дескрипторами.

### Сверточные нейронные сети

На практике сверточные нейронные сети были применены в конце 80-х годов XX века.

В данной области работала группа Яна Ле Куна [22] и группа японских исследователей под руководством Вея Чжана [23]. Их работа называлась «Нейронная сеть, инвариантная к сдвигу» и применялась к распознаванию образов [24].

Сверточные нейронные сети являются развитием когнитивных и неокогнитивных архитектур компьютерных нейронных сетей. Основным применением сверточных нейронных сетей является эффективное распознавание изображений. В отличие от многих методов распознавания изображений сверточные нейронные сети позволяют добиться частичной устойчивости к различным видам искажений, таким как повороты, изменение масштаба, смена ракурса, смещения и др. [25].

Основное отличие сверточных нейронных сетей от полносвязных нейронных сетей – это локальная связанность нейронов и деление слоев на «простой» и «сложный» подслои. Первый подслой служит для вычисления характерных признаков объекта на изображении, а второй подслой выполняет функцию обобщения полученных признаков.

Наиболее распространенным методом для обучения сверточной нейронной сети является метод обратного распространения ошибки. Данный метод является методом обучения с учителем [26]. Однако можно применять и методы обучения без учителя, например, для обучения используют технику *patch-based training*.

В некоторых задачах необходимо не только распознать, какие объекты и сколько их на изображении, но и указать, какие пиксели изображения им принадлежат. Для этого применяются архитектуры, основанные на *VGG* или *ResNet*. Отличие от *VGG* и *ResNet* в том, что данные архитектуры имеют дополнительные слои, которые обучаются указывать, где находятся необходимые объекты [27].

Для задач, связанных с сегментацией изображений, была разработана сверточная нейронная сеть глубокого обучения *SegNet* [28] и ее модификация *Bayesian SegNet* [29], которая не может дать вероятностную оценку произведенной сегментации. А в работе [30] показано, как можно адаптировать нейронные сети *AlexNet*, *VGG* и *GoogLeNet* для решения задач сегментации.

### Применение систем машинного зрения в промышленности

Системы машинного зрения активно применяются в промышленности. Машинное зрение применяется для автоматического обнаружения дефектов на выпускаемой продукции, оптиче-

ского считывания маркировки на упаковке или изделия, измерении габаритных размеров, сортировки предметов, находящихся на конвейере, контроля сварки швов, проверки наличия изделий в зоне контроля, управления производственными работами на конвейерах и др. [31].

В металлургической промышленности применяются системы машинного зрения, которые контролируют положение подката на рольгангах, а также определяют места резки неровного края. Данная система вычисляет расстояние между осью конвейера и краем подката, а также определяет место для резки подката [32].

Машинное зрение применяется для проверки качества маркировки. Маркировка изделия имеет большое значение при производстве, так как некачественная маркировка в 5 % случаев является причиной рекламаций. Примером системы для проверки качества маркировки является система *FestoSBSI-B* с функцией оценки качества нанесения маркировки на изделие [33].

Большое значение при производстве продукции играет контроль качества выпускаемых изделий. Машинное зрение применяется для выявления дефектов по всей линии производства. Применение машинного зрения позволяет повысить качество выпускаемой продукции, снизить влияние человеческого фактора и повысить производительность. Данные факторы позволяют снизить объем брака и повысить лояльность клиентов. Примером системы для контроля производства может служить система машинного зрения *COGNEX* [34].

Одной из основных задач при производстве радиоэлектронного оборудования является проверка печатных плат. Для проверки качества используются программно-технические комплексы для обработки изображения на базе машинного зрения. Данные комплексы позволяют производить поиск дефектов и автоматизировать процесс контроля [35].

В статье [36] рассматриваются вопросы построения высокоэффективных алгоритмов системы технического зрения для контроля внешнего вида неметаллических трубчатых изделий.

#### **Применение систем машинного зрения к биологическим объектам**

Работа [37] посвящена сегментации изображения левого желудочка сердца. В ней был разработан следующий алгоритм.

1. В кадре эхокардиограммы производится поиск двустворчатого клапана.

2. В том же кадре производится поиск верхней точки эпикарда.

3. Поиск двустворчатого клапана производится по всем остальным кадрам эхокардиограммы.

4. С помощью динамического программирования строятся контуры стенок желудочка от верхней точки эпикарда до створок двустворчатого клапана.

5. Полученные контуры используются как входные данные для модели активного контура [38].

В результате для 21 различной эхокардиограммы, в общей сумме состоящих из 749 кадров, удалось добиться ошибки  $12,8 \pm 4,1$  %.

Работа [39] посвящена обнаружению тромба в сердце. В ней был разработан следующий алгоритм.

1. К каждому кадру эхокардиограммы применяется фильтр Ли [40] для удаления из кадра импульсного шума.

2. С помощью преобразования Хафа [41] производится поиск области интереса в кадре.

3. Производится обнаружение стенок левого желудочка с помощью модели активного контура [42].

4. К кадру применяется сегментация на основе интенсивности [43], морфологическое открытие и обнаружение границ с помощью оператора Собеля.

Работа [44] посвящена поиску области интереса и ее улучшению на эхокардиограмме. В ней был разработан следующий алгоритм.

1. Предобработка изображения – удаление импульсного шума с помощью усредняющего фильтра [45].

2. Сегментация с помощью порогового преобразования.

3. Операция морфологического открытия для сглаживания изображения.

4. Нахождение границ с помощью перекрестного оператора Робертса.

5. Применяется метод кластеризации  $k$ -средних; каждый пиксель в кластере устанавливается равным значению пикселя из середины кластера.

Работа [46] посвящена сегментации рентгенограммы легких с помощью методов глубокого обучения и нейронных сетей типа ED-CNN. Исследователям удалось добиться средней точности  $96,2 \pm 0,8$  %.

В работе [47] рассматривается задача диагностики заболеваний легких на основе вычисления спектра мультифрактальных размерностей структуры растрового изображения рентгеновской пленки.

В статье [48] рассматривается классификация изображений зерен пыльцы на основе

сверхточной нейросети *LeNet* при анализе состава меда.

### Заключение

Произведенный анализ методов, применяемых в системах машинного зрения, позволяет сделать вывод, что данная область является достаточно развитой. Существует большое количество методов для распознавания объектов на изображении. Развитие данной области непосредственно связано с широким спектром применения машинного зрения, а также постоянным появлением задач, для решения которых может применяться машинное зрение. В дальнейших разработках для обнаружения объектов на изображениях представляется перспективным использование сверточных нейронных сетей, показавших успешность при решении различных задач.

### Библиографические ссылки

1. Костылев Д. А., Федотов О. В. Машинное зрение в робототехнических системах. URL: [elibrary.ru/download/elibrary\\_26460760\\_43398110.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_26460760_43398110.pdf) (дата обращения: 25.10.2018).
2. Иванов П. В., Бойков А. В. Области применения систем машинного зрения // Записки Горного института. 2011. Т. 192. С. 190–191.
3. Forsyth D. A., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2002.
4. Hefenbrock D., Oberg J., Yhanh N., Kastner R., Baden S. Accelerating Viola-Jones face detection to FPGA-level using GPUs. FCCM, 2010.
5. Hamdan M., Shehadeh H. Automated Quantification of Eye Blink Rate Using VIOLA-JONES Algorithm. *International Journal of Technology Diffusion*, 2018, vol. 9, no. 4, pp. 19–20.
6. Viola P., Jones M. Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57, pp. 137–154.
7. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. CVPR, 2001.
8. Tsai P., Hsu Y., Chiu C., Chu T. Accelerating AdaBoost algorithm using GPU for multi-object recognition. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, May 2015, pp. 738–741.
9. Эрман Е. А., Мохаммед М. М. Метод обнаружения лиц на изображении с использованием комбинации метода Виолы – Джонса и алгоритмов определения цвета кожи // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2015. № 1. С. 49–55.
10. Zahra S. T. A Hybrid Face Detection System using combination of Appearance-based and Feature-based methods. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2009, vol. 9, no. 5, pp. 181–185.
11. Нургатин А. Р. Метод улучшения алгоритма Виолы – Джонса // Математические структуры и моделирование. 2014. № 4 (32). С. 83–88.
12. Катанов И. Е. Модификация метода Виолы – Джонса путем фильтрации входного потока с помощью оператора Лапласа. URL: [elibrary.ru/download/elibrary\\_35627646\\_30149972.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_35627646_30149972.pdf) (дата обращения: 01.11.2018).
13. Сирота А. А., Соломатин А. И. Статистические алгоритмы обнаружения границ объектов на изображениях // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии, 2008, № 1. С. 58–64.
14. Canny J. F. Finding edges and lines in images. MIT, Cambridge, USA, 1983, pp. 50–67.
15. Canny J. A computational approach to edge detection: *Pattern Analysis and Machine Intelligence*. IEEE Transactions on, PAMI-8(6):679–698, Nov., 1986.
16. Canny B. Edge Detection Tutorial. Available at: [dasl.mem.drexel.edu/alumni/bGreen/www.pages.drexel.edu/\\_weg22/can\\_tut.html](http://dasl.mem.drexel.edu/alumni/bGreen/www.pages.drexel.edu/_weg22/can_tut.html) (accessed 02.11.2018).
17. Zhang C., Akashi T. Robust Projective Template Matching. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 2016.
18. Mayasari N., Siahaan U. Vehicle Plate Recognition using Template Matching. *International journal for innovative research in multidisciplinary field*, 2018, vol. 4, no. 10, pp. 259–263.
19. Райченко Б. В. Практическое применение методов ключевых точек на примере сопоставления снимков со спутника «Канопус – В» // Геометика. 2013. № 2. С. 56–61.
20. David G. Lowe Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *Accepted for publication in the International Journal of Computer Vision*, 2004.
21. Применение метода статистической дифференциации для координатной привязки аэрофотоизображения к космическому снимку / Р. М. Гафаров, И. О. Архипов, А. В. Коробейников, М. О. Еланцев // Интеллектуальные системы в производстве. 2017. Т. 15, № 2. С. 109–112.
22. Le Cun Y. Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network. *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, Morgan Kaufmann, 1990, pp. 396–404.
23. Zhang W. Parallel Distributed Processing Model with Local Space-Invariant Interconnections and Its Optical Architecture. *Applied Optics*, 1990, vol. 29, no. 32.
24. Zhang W. Image Processing of Human Corneal Endothelium Based on a Learning Network. *Applied Optics*, 1991, vol. 30, no. 29.
25. Lollobert R., Weston J. Unifia Architecture tor Natural Language Processing: Deep Neural Networks with Multitask Learning. Proc. of the 25th International Conference on Machine Learning (ICML '08). New Yoik, NY, USA: ACM, 2008, pp. 160–167.
26. Ивановский М. Н., Шафеева О. П. Применение метода обратного распространения ошибки для обучения нейронной сети. URL: [elibrary.ru/download/elibrary\\_35023556\\_31190926.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_35023556_31190926.pdf) (дата обращения: 04.11.2018).
27. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmen-

tation. Available at: [arxiv.org/abs/1505.04597](https://arxiv.org/abs/1505.04597) (accessed 04.11.2018).

28. Kendall A., Badrinarayanan V., Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. arXiv:1511.00561; October, 2016.

29. Kendall A., Badrinarayanan V., Cipolla R. Bayesian SegNet: Model Uncertainty in Deep Convolutional Encoder-Decoder Architectures for Scene Understanding. arXiv:1511.02680; November, 2015.

30. Long J., Shelhamer E., Darrel T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. arXiv:1605.06211; May, 2016.

31. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: Современный подход. М. : Вильямс, 2004.

32. Решение машинного зрения для металлургической промышленности. URL: [mallenom.ru/resheniya/mashinnoe-zrenie/po-otroslyam/metallurgii](http://mallenom.ru/resheniya/mashinnoe-zrenie/po-otroslyam/metallurgii) (дата обращения: 07.11.2018).

33. Васильев Д. Типовые задачи автоматического контроля и идентификации массовой продукции в промышленности // Control Engineering. 2018. № 1 (73). С. 31–33.

34. Покровская В. Машинное зрение COGNEX: надежное решение для автоматизации и контроля качества производственных и логических процессов // Control Engineering. 2015. № 3. С. 48–51.

35. Doudkin A. A., Inyutin A. V. The Defect and Project Rules Inspection on PCB Layout Image. International Journal of Computing, 2006, vol. 5, no. 3, pp. 107-111.

36. Система технического зрения для контроля внешнего вида немаetalлических трубчатых изделий / Р. М. Гафаров, А. В. Коробейников, В. А. Куликов, К. А. Шляхтин // Интеллектуальные системы в производстве. 2016. № 2. С. 32–35.

37. Petrank Y., Smirin N. Using Anatomical Markers for Left Ventricular Segmentation of Long Axis Ultrasound Images. Available at: [arxiv.org/abs/1510.03250](https://arxiv.org/abs/1510.03250) (accessed 04.09.2018).

38. Lankton S., Tannenbaum A. Localized Region based Active contours. *IEEE transactions on Image processing*, 2008, vol. 17, no. 11, pp. 2029-2039.

39. Chaudhary M. A., Patel N. M., Joshi M. J. Thrombus Detection from Echocardiographic Images Using Image Processing Techniques. *IJETAE*, 2015, vol. 5, no. 5.

40. Jeyashree L. K., Pramila P. V. Robust Identification and Measurement of Intima Media Thickness in Ultrasound Carotid Artery Images.

41. Richard O. Duda, Peter E. Hart. Use of the Hough Transform To Detect Lines and Curves in Pictures. *Comm. ACM*, 15, 11-15.

42. Andrzej Skalski, Pawel Turcza. Heart Segmentation in Echo Images. *Metrol. Meas. Syst.*, 2011, vol. XVIII, no. 2, pp. 305-314.

43. Boonchieng E., Boonchieng W., Kanjanavanit R. Edge-Detection and Segmentation Methods for Two-Dimensional Echocardiograms: Proc. of Computers in Cardiology u104; 31:541-544. 2004. IEEE.

44. Narang S., Lal M. Adaptive Image Enhancement of echocardiographic images using automatic ROI. *IJETAE*, 2013, vol. 2, no. 7.

45. Гонсалес P., Вудс P. Цифровая обработка изображений. Москва : Техносфера, 2005. 1072 с. ISBN 5-94836-028-8.

46. Kalinovsky A., Kovalev V. Lung Image Segmentation Using Deep Learning Methods and Convolutional Neural Networks: Proc. XIII International Conference on Pattern Recognition and Information Processing, October, 2016.

47. Фрактальный анализ рентгенограмм / В. П. Иванников, В. Г. Суфиянов, В. В., Белых, В. А. Степанов // Вестник ИЖГТУ. 2009. № 3. С. 150–154.

48. Korobeynikov A., Kamalova Yu., Palabugin M., Basov I. The Use Of Convolutional Neural Network LeNet For Pollen Grains Classification // Приборостроение, электроника и телекоммуникации – 2018 : Сборник статей IV Междунар. форума «ИЕТ-2018». Ижевск, 2018. С. 38–44.

## References

1. *Mashinnoe zrenie v robototekhnicheskikh sistemakh* [Machine vision in robotic systems] (in Russ.). Available at: [elibrary.ru/download/elibrary\\_26460760\\_43398110.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_26460760_43398110.pdf) (accessed 25.10.2018).

2. Ivanov P. V., Boikov A. V. [Applications for machine vision systems]. *Zapiski Gornogo institute*, 2011, vol. 192, pp. 190-191 (in Russ.).

3. Forsyth D. A., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2002.

4. Hefenbrock D., Oberg J., Yhanh N., Kastner R., Baden S. Accelerating Viola-Jones face detection to FPGA-level using GPUs. FCCM, 2010.

5. Hamdan M., Shehadeh H. Automated Quantification of Eye Blink Rate Using VIOLA-JONES Algorithm. *International Journal of Technology Diffusion*, 2018, vol. 9, no. 4, pp. 19-20.

6. Viola P., Jones M. Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57, pp. 137-154.

7. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. CVPR, 2001.

8. Tsai P., Hsu Y., Chiu C., Chu T. Accelerating AdaBoost algorithm using GPU for multi-object recognition. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, May 2015, pp. 738-741.

9. Erman E. A., Mokhammed M. M. [Method for detecting faces in an image using a combination of the Viola-Jones method and skin color detection algorithms]. *Vestnik AGTU. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika*, 2015, no 1, pp. 49-55 (in Russ.).

10. Zahra S. T. A Hybrid Face Detection System using combination of Appearance-based and Feature-based methods. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2009, vol. 9, no. 5, pp. 181-185.

11. Nurgatin A. R. [Viola Jones algorithm improvement method]. *Matematicheskie struktury i modelirovanie*, 2014, no.4, pp. 83-88.

12. *Modifikatsiya metoda Violy-Dzhonsa putem fil'tratsii vkhodnogo potoka s pomoshch'yu operatora Laplasa* [Modification of the Viola-Jones method by

filtering the input stream using the Laplace operator] (in Russ.). Available at: [elibrary.ru/download/elibrary\\_35627646\\_30149972.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_35627646_30149972.pdf) (accessed 01.11.2018).

13. Sirota A. A., Solomatin A. I. [Statistical algorithms for detecting the boundaries of objects in images]. *Vestnik VGU. Seriya: Sistemnyi analiz i informatsionnye tekhnologii*, 2008, no. 1, pp. 58-64 (in Russ.).

14. Canny J. F. Finding edges and lines in images. MIT, Cambridge, USA, 1983, pp. 50-67.

15. Canny J. A computational approach to edge detection: Pattern Analysis and Machine Intelligence. *IEEE Transactions on, PAMI-8(6):679-698*, Nov., 1986.

16. Canny B. Edge Detection Tutorial. Available at: [dasl.mem.drexel.edu/alumni/bGreen/www.pages.drexel.edu/\\_weg22/can\\_tut.html](http://dasl.mem.drexel.edu/alumni/bGreen/www.pages.drexel.edu/_weg22/can_tut.html) (accessed 02.11.2018).

17. Zhang C., Akashi T. Robust Projective Template Matching. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 2016.

18. Mayasari N., Siahaan U. Vehicle Plate Recognition using Template Matching. *International journal for innovative research in multidisciplinary field*, 2018, vol. 4, no. 10, pp. 259-263.

19. Raichenko B. V. [Practical application of key-point methods on the example of comparing images from the Canopus-B satellite]. *Geometika*, 2013, no 2, pp. 56-61 (in Russ.).

20. David G. Lowe Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *Accepted for publication in the International Journal of Computer Vision*, 2004.

21. Gafarov R. M., Arkhipov I. O., Korobeynikov A. V., Elantsev M. O. [Application of the Method of Statistical Differentiation for the Gridding of Aerophoto Image to a Satellite]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*, 2017, vol. 15, no. 2, pp. 109-112 (in Russ.).

22. Le Cun Y. Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network. *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, Morgan Kaufmann, 1990, pp. 396-404.

23. Zhang W. Parallel Distributed Processing Model with Local Space-Invariant Interconnections and Its Optical Architecture. *Applied Optics*, 1990, vol. 29, no. 32.

24. Zhang W. Image Processing of Human Corneal Endothelium Based on a Learning Network. *Applied Optics*, 1991, vol. 30, no. 29.

25. Lollobert R., Weston J. Unifaea Architecture for Natural Language Processing: Deep Neural Networks with Multitask Learning: Proc. of the 25th International Conference on Machine Learning (ICML '08). New York, NY, USA: ACM, 2008, pp. 160-167.

26. *Primenenie metoda obratnogo rasprostraneniya oshibki dlya obucheniya neuronnoi seti* [Application of the method of back propagation of an error for training a neural network] (in Russ.). Available at: [elibrary.ru/download/elibrary\\_35023556\\_31190926.pdf](http://elibrary.ru/download/elibrary_35023556_31190926.pdf) (accessed 04.11.2018).

27. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Available at: [arxiv.org/abs/1505:04597](http://arxiv.org/abs/1505:04597) (accessed 04.11.2018).

28. Kendall A., Badrinarayanan V., Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Archi-

ture for Image Segmentation. [arXiv:1511.00561](http://arxiv.org/abs/1511.00561); October, 2016.

29. Kendall A., Badrinarayanan V., Cipolla R. Bayesian SegNet: Model Uncertainty in Deep Convolutional Encoder-Decoder Architectures for Scene Understanding. [arXiv:1511.02680](http://arxiv.org/abs/1511.02680); November, 2015.

30. Long J., Shelhamer E., Darrel T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. [arXiv:1605.06211](http://arxiv.org/abs/1605.06211); May, 2016.

31. Forsait D., Pons Zh. [Computer vision. Modern approach]. Moscow, Vil'yams Publ., 2004 (in Russ.).

32. *Reshenie mashinnogo zreniya dlya metallurgicheskoi promyshlennosti* [Machine vision solution for the metallurgical industry] (in Russ.). Available at: [mallenom.ru/resheniya/mashinnoe-zrenie/po-otroslyam/metallurgii](http://mallenom.ru/resheniya/mashinnoe-zrenie/po-otroslyam/metallurgii) (accessed 07.11.2018).

33. Vasil'ev D. [Typical tasks of automatic control and identification of mass products in industry]. *Control Engineering*, 2018, no. 1, pp. 31-33 (in Russ.).

34. Pokrovskaya V. [Machine vision COGNEX: a reliable solution for automation and quality control of industrial and logical processes]. *Control Engineering*, 2015, no. 3, pp. 48-51 (in Russ.).

35. Doudkin A. A., Inyutin A. V. The Defect and Project Rules Inspection on PCB Layout Image. *International Journal of Computing*, 2006, vol. 5, no. 3, pp. 107-111.

36. Gafarov R. M., Kulikov V. A., Korobeynikov A. V., Shlyakhtin K.A. [Vision system for appearance control of nonmetallic tubular products]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*, 2016, vol. 29, no. 2, pp. 32-35 (in Russ.).

37. Petrank Y., Smirin N. Using Anatomical Markers for Left Ventricular Segmentation of Long Axis Ultrasound Images. Available at: [arxiv.org/abs/1510.03250](http://arxiv.org/abs/1510.03250) (accessed 04.09.2018).

38. Lankton S., Tannenbaum A. Localized Region based Active contours. *IEEE transactions on Image processing*, 2008, vol. 17, no. 11, pp. 2029-2039.

39. Chaudhary M. A., Patel N. M., Joshi M. J. Thrombus Detection from Echocardiographic Images Using Image Processing Techniques. *IJETAE*, 2015, vol. 5, no. 5.

40. Jeyashree L. K., Pramila P. V. Robust Identification and Measurement of Intima Media Thickness in Ultrasound Carotid Artery Images.

41. Richard O. Duda, Peter E. Hart. Use of the Hough Transform To Detect Lines and Curves in Pictures. *Comm. ACM*, 15, 11-15.

42. Andrzej Skalski, Pawel Turcza. Heart Segmentation in Echo Images. *Metrol. Meas. Syst.*, 2011, vol. XVIII, no. 2, pp. 305-314.

43. Boonchieng E., Boonchieng W., Kanjanavanit R. Edge-Detection and Segmentation Methods for Two-Dimensional Echocardiograms: Proc. of Computers in Cardiology u104; 31:541-544. 2004. IEEE.

44. Narang S., Lal M. Adaptive Image Enhancement of echocardiographic images using automatic ROI. *IJETAE*, 2013, vol. 2, no. 7.

45. Gonzalez R. Woods. Digital Image Processing. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2005, 1072 p. (in Russ.). ISBN 5-94836-028-8.

46. Kalinovsky A., Kovalev V. Lung Image Segmentation Using Deep Learning Methods and Convolutional Neural Networks: *Proc. XIII International Conference on Pattern Recognition and Information Processing*, October, 2016.

47. Ivannikov V. P., Sufiyarov V. G., Belykh V. V., Stepanov V. A. [Fractal Analysis of Roentgenograms]. *Vestnik IzhGTU*, 2009, no. 3, pp. 150-154 (in Russ.).

48. Korobeynikov A., Kamalova Yu., Palabugin M., Basov I. [The Use Of Convolutional Neural Network LeNet For Pollen Grains Classification]: *Proc. 4<sup>th</sup> International Forum "Instrumentation Engineering, Electronics and Telecommunications – 2018"* (IEET-2018 Forum). Izhevsk, 2018, pp. 38-44.

### Overview of Object Recognition Methods Used in Machine Vision Systems

V. V. Sitnikov, Post-graduate, Kalashnikov ISTU, Izhevsk, Russia

V. V. Lyuminarskiy, Post-graduate, Kalashnikov ISTU, Izhevsk, Russia

A. V. Korobeynikov, PhD in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov ISTU, Izhevsk, Russia

*The paper provides an overview of the recognition methods of objects in image, used in computer vision systems, as well as examples of computer vision systems application in the industrial field and in biological objects analysis.*

*Information on purposes, areas of application and main components of computer vision systems are given in the paper.*

*The paper considered classical and new research methods used in machine vision systems. The paper contains information about the Viola-Jones method and its modifications, designed to improve the performance and accuracy of object recognition. Image recognition methods based on contour analysis, pattern search, matching by key points and convolution neural networks are considered.*

*The paper contains examples of using machine vision systems for automatic detection defects in product quality control, determination of metal cutting place, quality check of product labeling, and searching defects in manufacture printed circuit boards. Information is provided on application of image recognition in medicine with segmentation of left heart ventricle, the detection of heart blood clot, search for area of interest and its improvement on echocardiogram*

**Keywords:** machine vision, image processing, object recognition, convolutional neural network.

Получено 20.11.2018