

Раздел II. Анализ данных и моделирование

УДК 004.89

DOI 10.18522/2311-3103-2024-5-152-162

В.И. Волощук, А. Гарягдыев, М.А. Козловская, Я.Э. Мельник, А.Н. Самойлов

ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ АДАПТИВНЫХ СИСТЕМ УЧЕТА ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Использование методов искусственного интеллекта для учета объектов связано с рядом трудностей, таких как вариативность объектов, влияние условий съемки, перекрытие объектов в сложных сценах, необходимость работы с разными масштабами и высокой точностью, а также наличие шумовых искажений в данных. В статье предлагается основанный на динамическом обучении и адаптации к входным данным подход к организации настройки и эксплуатации адаптивных систем учета объектов на базе методов искусственного интеллекта, включающий в себя несколько последовательных этапов. Первым этапом является семантический анализ запроса пользователя, в основе которого лежит применение векторно-графовой структуры данных, что обеспечивает выделение семантически важных элементов запроса, позволяющий системе понять контекст задачи и адаптировать стратегию поиска и классификации объектов. Далее следует этап автоматического сбора и предобработки данных из открытых источников, что обеспечивает расширение обучающей выборки и повышение устойчивости модели. Следующим важным этапом является формирование обучающей выборки. Этот процесс включает поиск изображений на основе семантики запроса, ручную валидацию и разметку данных, а также первичное обучение системы для автоматической разметки. Выполнение перечисленных этапов повторяется до тех пор, пока не будут достигнуты требуемые характеристики системы. Итеративный процесс дообучения, основанный на чередовании автоматической разметки и ручной корректировки, позволяет сократить временные затраты на формирование обучающих выборок. Преимущество использования векторно-графовой структуры заключается в формировании более точного семантического представления информации. Для повышения обобщающей способности модели применяется аугментация данных, включающая поворот, отражение, масштабирование, изменение яркости и контрастности, а также добавление шума. Предложенный подход предназначен для повышения эффективности (как отношения времени работы системы ко времени её настройки) систем учета объектов, обеспечивая их адаптивность к различным задачам и условиям съемки.

Машинное обучение; векторно-графовая структура; обработка изображений; алгоритмы классификации; искусственный интеллект; автоматизация процессов; большие языковые модели; идентификация.

V.I. Voloshchuk, A. Garyagdiyev, M.A. Kozlovskaya, Y.E. Melnik, A.N. Samoylov

AN APPROACH TO BUILDING ADAPTIVE OBJECT ACCOUNTING SYSTEMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

The use of artificial intelligence methods for object accounting is associated with a number of difficulties, such as the variability of objects, the influence of shooting conditions, the overlap of objects in complex scenes, the need to work with different scales and high accuracy, as well as the presence of noise distortions in the data. The paper proposes an approach based on dynamic learning and adaptation to input data to organize the setup and operation of adaptive object accounting systems based on artificial intelligence methods, which includes several consecutive stages. The first stage is the semantic analysis of the user's request, which is based on the use of vector-graph data structure, which provides the allocation of semantically important elements of the request, allowing the system to understand the context of the task and adapt the strategy of search and classification of objects. Then follows the stage of automatic

collection and preprocessing of data from open sources, which provides the expansion of the training sample and increases the stability of the model. The next important step is the generation of the training sample. This process includes image retrieval based on query semantics, manual validation and data partitioning, and initial training of the system for automatic partitioning. The above steps are repeated until the desired system performance is achieved. The iterative process of pre-training based on alternation of automatic markup and manual correction allows to reduce time expenditures on formation of training samples. The advantage of using vector-graph structure is the formation of more accurate semantic representation of information. Data augmentation including rotation, reflection, scaling, changing brightness and contrast, and adding noise is applied to enhance the generalization ability of the model. The proposed approach is designed to improve the efficiency (as the ratio of system operation time to its setup time) of object registration systems, ensuring their adaptability to different tasks and survey conditions.

Machine learning; vector-graph structure; image processing; classification algorithms; artificial intelligence; process automation; large language models; identification.

Введение. Свёрточные нейронные сети (СНС) нашли широкое применение в автоматизации процессов в различных сферах деятельности человека. Однако применение СНС для настройки и эксплуатации адаптивных систем учета объектов сталкивается с рядом трудностей.

Основной трудностью является большая вариативность объектов по форме, размеру, материалу и текстуре, что в свою очередь накладывает ограничение на минимальное количество данных в обучающих выборках [1, 2]. Так, для определения типа покрытия здания на аэроснимке требуется различать металл, бетон, кирпич и дерево, что является сложной задачей классификации. Алгоритм должен уметь выделять уникальные признаки каждого материала, учитывая возможные искажения, вызванные освещением, тенями или углом съемки [3, 4]. Также различные параметры и условия съемки: изменения освещения, тени и рельефа местности, также влияют на характеристики объектов, затрудняя их распознавание. Кроме того, исходные данные часто содержат объекты разного размера, от мелких деталей до крупных сооружений, что требует адаптации алгоритмов СНС к различным масштабам [5–7].

Для повышения эффективности настройки и эксплуатации систем учета объектов требуется снижение временных затрат на подготовку новых обучающих данных, за счет автоматизации процессов поиска данных из открытых источников.

Предлагаемый подход. Предлагаемый подход к построению адаптивной системы учета объектов с использованием методов машинного обучения основан на концепции динамического обучения и адаптации к входным данным, учитывая семантику запросов пользователя. На рис. 1 представлена структурная схема, отражающая последовательность действий в рамках предлагаемого подхода.

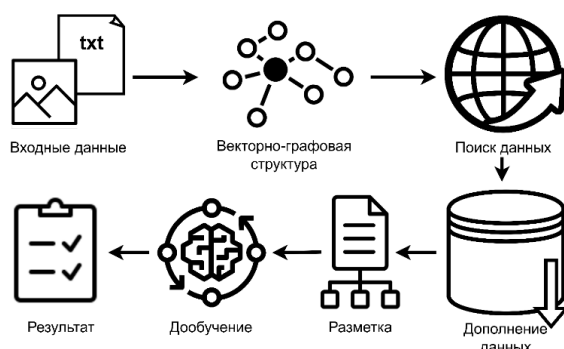


Рис. 1. Структурная схема предлагаемого подхода

Подход включает в себя несколько последовательных взаимосвязанных этапов. Сначала при помощи семантического анализа в рамках интерпретации описания единственного исходного изображения извлекается ключевая информация о требуемых объектах. Этот анализ позволяет системе понять контекст запроса и адаптировать стратегию поиска изо-

бражений и классификации на них объектов учёта. Далее следует этап сбора и предобработки данных, предполагающий получение информации из различных открытых источников. После этого осуществляются валидация данных, их очистка от шумов и преобразование в унифицированный формат. Далее производится поиск изображений в открытых источниках, основываясь на семантике, полученной из исходного описания, с дальнейшей итеративной проверкой при помощи эксперта (человек размечает небольшую часть данных). После этого выполняется обучение системы для автоматической разметки оставшихся изображений с возможностью их дальнейшей корректировки человеком.

Такой подход позволяет создать адаптивную систему учета объектов, способную эффективно обрабатывать и обучаться, основываясь на данных из различных источников, а также предоставлять пользователям точные и релевантные результаты. Использование семантического анализа запросов обеспечивает гибкость и адаптивность систем к различным задачам и условиям съемки [8].

Сравнение с аналогами. Наиболее распространёнными аналогами предлагаемого подхода в части подбора изображений являются системы поиска снимков по эталонным или по текстовому описанию. Например, Google Images Search и Yandex Image Search. Данные инструменты позволяют найти большое количество изображений из открытых источников, однако обладают недостатком в виде отсутствия возможности одновременного учёта семантики текстовых и визуальных данных запроса пользователя. При использовании предлагаемого подхода удастся избежать этого недостатка путём применения векторно-графовой структуры для обработки текста и применения поиска по схожести цветовой гаммы изображения.

Другим аналогом в части детектирования объектов является модель YOLO-World. Одним из наиболее значимых её преимуществ является ее способность обнаруживать объекты из открытого словаря, что делает ее универсальным инструментом для широкого спектра задач компьютерного зрения. Однако, эта универсальность достигается за счет определенных компромиссов, которые могут снижать точность модели при решении узкоспециализированных задач. Высокая степень обобщения, присущая YOLO-World, обусловлена тем, что модель не обучается на строго ограниченном наборе классов объектов. В то время как это позволяет ей эффективно обнаруживать новые и неизвестные объекты, это также может приводить к снижению точности при работе с хорошо изученными и четко определенными категориями.

Модель, обученная на большом и разнообразном наборе данных, может испытывать трудности в улавливании тонких различий между объектами внутри узкой категории, что приводит к ошибкам классификации и ложным срабатываниям. Кроме того, в условиях открытого словаря существует вероятность смешивания объектов из разных, но визуально похожих категорий, что затрудняет точную классификацию. Архитектура YOLO-World, оптимизированная для работы с большим количеством классов, может быть менее эффективной при решении задач, требующих глубокого анализа изображений и выявления тонких деталей. Предлагаемый в данной статье подход позволит решать узкоспециализированные задачи компьютерного зрения с большей точностью за счёт построения множества адаптивных систем, однако будет требовать большего количества времени из-за необходимости сбора датасета и дообучения существующей модели.

Также данное преимущество будет выражаться в том, что не будет необходимости проектировать всякий раз новую систему, так как каждая из них будет основываться на одной архитектуре. При получении новых наборов данных она позволит после обучения получать систему необходимой специализации.

Применение векторно-графовой структуры. Одним из главных преимуществ предлагаемого подхода является применение векторно-графовой структуры [9–11], которая позволяет структурировать информацию семантически более верно. Это помогает производить поиск изображений более точно, основываясь на тексте, им сопутствующем [12]. Рассмотрим пример текстового описания.

На изображении показан пример фрукта. Это яблоко красного цвета. По его гладкой поверхности видно, что его, вероятно, недавно сорвали с дерева.

Особенностью векторно-графовой структуры является наличие временной шкалы, которая позволяет рассматривать изменения контекста последовательно. Это помогает рассматривать ситуацию полноценно. Данный текст можно разбить на несколько частей с учётом фактора времени (рис. 2).

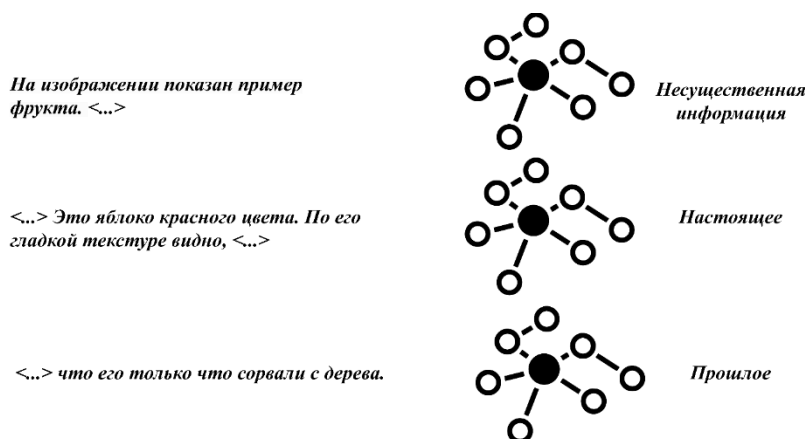


Рис. 2. Векторно-графовая структура

На данном рисунке выделены и показаны части текста «настоящее» и «прошлое», которые могут быть полезны при описании статических изображений, содержащих как информацию о ситуации в конкретный момент времени, так и её предысторию и логическое продолжение. Также на указанном рисунке выделена такая часть, как «несущественная информация», наличие которой объясняется тем, что системе заранее известно, что текст представляет собой описание изображения. Стоит отметить, что поиск новых данных будет производиться, основываясь также на тексте, что позволит подбирать изображения более точно. В свою очередь, текст, сопутствующий изображениям в Интернете, может быть различного рода, содержащий в том числе и сложную структуру смены условий сцены.

Поиск данных. Для поиска изображений по аналогии и ключевым словам можно использовать подход, представленный на рис. 3. Предполагается проводить предобработку загружаемого пользователем изображения. Изображение будет конвертироваться в стандартный формат RGB, что обеспечит однородность цветовой информации. Затем, с помощью метода перцептивного хеширования (Perceptual Hashing), из изображения будет извлекаться уникальный цифровой отпечаток (хеш), сохраняющий основные визуальные характеристики и устойчивый к изменениям, таким как сжатие или изменение размера.

После выделения основных характеристик изображений было предложено также анализировать вводимую пользователем текстовую информацию. Данное описание будет преобразовываться в ключевые слова, которые будут обрабатываться для удаления стоп-слов и стандартизации. Затем они будут использоваться для выполнения поиска изображений с помощью Google Custom Search API, который сможет возвращать список изображений, релевантных введенному запросу. Каждое найденное изображение будет сопровождаться метаданными, такими как ссылки на источники и описание. Также подход предусматривает поиск изображений по аналогии с загруженным изображением. Этот процесс будет осуществляться через внешний API, поддерживающий поиск по изображениям, и с помощью сравнения перцептивных хешей при помощи метода Hamming distance, измеряющего степень сходства между хешами для идентификации изображения, визуально похожего на эталонное.

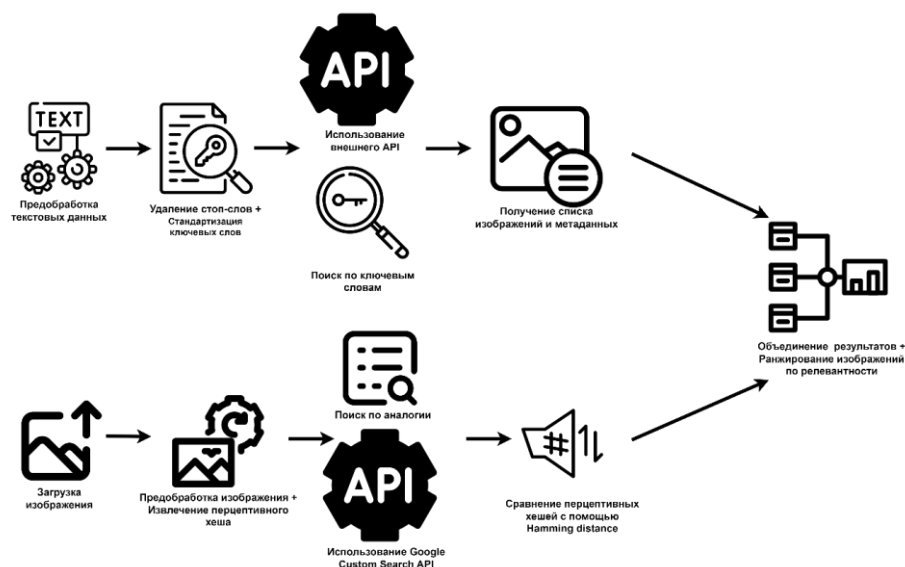


Рис. 3. Подход поиска данных

После получения результатов будет производиться их объединение и ранжирование. Затем для каждого изображения будет вычисляться совокупный рейтинг, основанный на релевантности текстового запроса и визуальном сходстве. Результаты будут ранжированы таким образом, чтобы пользователю предлагались изображения, наиболее точно соответствующие запросу пользователя [13–16].

Разметка данных и обучение системы. Обучение моделей машинного обучения для построения адаптивной системы учета объектов требует значительного объема данных, чтобы обеспечить высокую точность и устойчивость модели к изменениям в окружающей среде. Однако, в реальных условиях часто возникает проблема недостатка данных или их однотипность. Для решения этой проблемы применяются методы дополнения данных – аугментация.

Процесс дополнения данных начинается с предобработки, которая направлена на приведение данных к единому формату и устранение шума. Стоит отметить, что расширение набора данных с помощью методов аугментации приводит к нескольким положительным эффектам. Во-первых, улучшается обобщающая способность модели, т.е. модель, обученная на более разнообразном наборе данных, лучше справляется с распознаванием объектов в различных условиях, например, при изменении освещения, ракурса или размера объектов. Во-вторых, снижается риск переобучения, который возникает, когда модель слишком хорошо запоминает обучающие данные и не может обобщить знания на новые данные. Дополнение данных помогает избежать переобучения, предоставляя модели больше информации и уменьшая ее зависимость от конкретных обучающих примеров. В-третьих, увеличивается устойчивость модели. Модель, обученная на данных с различными уровнями шума и искажений, становится более устойчивой к шуму и ошибкам в реальных данных.

Для расширения набора данных предлагается применить комплекс методов аугментации. Одним из методов является метод изменения геометрии предполагающий поворот, отражение, масштабирование и сдвиг изображений с объектами. Это позволит модели обучиться распознавать объекты независимо от их ориентации в пространстве, размера и положения на изображении. Второй метод – изменение яркости и контрастности, в результате которого сгенерированные изображения с различными условиями яркости и контрастности, тем самым повысит устойчивость модели к изменениям в освещении.

Также было предложено использовать добавление шума на эталонные данные, что в свою очередь поможет модели стать более устойчивой к изменениям в качестве данных, что особенно важно при работе с реальными изображениями, которые могут содержать шум и искажения при съемке с мобильных устройств.

После проведения операций стандартизации и аугментации данных осуществляется полуавтоматическая разметка новых данных при помощи существующей обученной модели. Этот подход основан на принципе «обучение с учителем» (supervised learning), где модель уже обладает определенными знаниями о распознавании объектов, полученными в процессе первоначального обучения. Предлагаемый в данной работе процесс дообучения модели представлен на рис. 4.

Сначала обученная модель обрабатывает данные, полученные после процесса расширения датасета, выполняя автоматическую разметку объектов интереса. Модель определяет типы объектов и их местоположение на изображении или других типах данных. Полученные результаты автоматической разметки проверяются оператором. Оператор визуально осматривает размеченные данные и в случае ошибок или неточностей вносит необходимые коррективы. Данные, отмеченные оператором как корректные, добавляются к обучающему набору данных и используются для дальнейшего дообучения модели.

Таким образом, система работает в режиме полуавтоматического расширения обучающей выборки, поскольку оператору необходимо вносить коррективы. Однако, несмотря на необходимость наличия человека в данном процессе, предлагаемый подход позволяет сократить время для достижения необходимого результата работы модели в узконаправленной области [17–20].

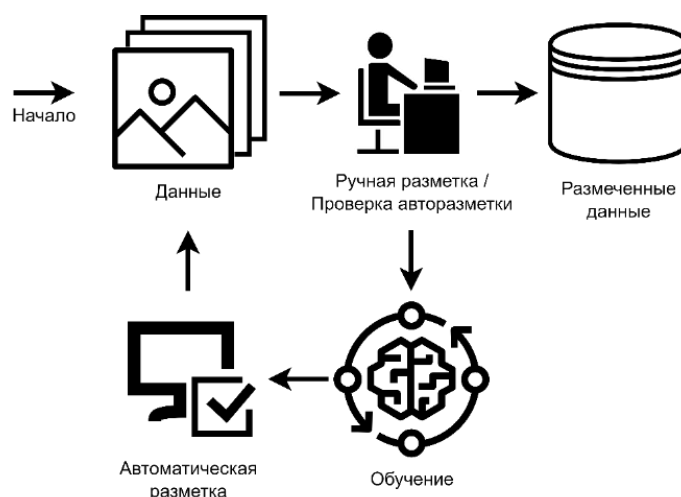


Рис. 4. Принцип разметки и дообучения системы

Для оценки влияния аугментации данных на точность моделей распознавания объектов был проведен ряд экспериментов с использованием трех различных архитектур сверточных нейронных сетей: CNN [21, 22], ResNet [23–25] и EfficientNet [26, 27]. Основной целью этих экспериментов было изучение, как методы аугментации, такие как поворот, отражение, масштабирование и изменение яркости изображений, влияют на обобщающую способность и точность моделей.

Результаты экспериментов представлены на рис. 5, который иллюстрирует зависимость точности каждой из моделей от уровня аугментации. Уровень аугментации определяется как доля изображений, к которым были применены указанные методы.

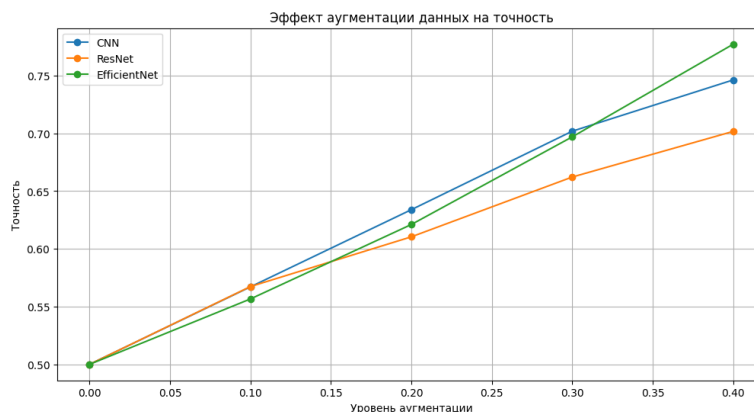


Рис. 5. Сравнение влияния аугментации данных на точность нейронных сетей

Согласно полученным данным, наблюдается явное повышение точности всех трех моделей при увеличении уровня аугментации. Этот результат подтверждает эффективность аугментации данных для улучшения обобщающей способности моделей и предотвращения переобучения. Более того, эксперименты показали, что различные архитектуры нейросетей демонстрируют различную чувствительность к аугментации. Например, EfficientNet показывает наибольший прирост точности с увеличением уровня аугментации, в то время как CNN и ResNet показывают менее выраженный эффект.

Важно отметить, что существует оптимальный уровень аугментации, при котором достигается максимальная точность моделей. Дальнейшее увеличение уровня аугментации может приводить к снижению точности, поскольку модель может начать «запоминать» искусственно созданные искажения, а не общие признаки объектов.

На рис. 6 представлена динамика точности каждой модели на обучающей и тестовой выборках в зависимости от количества эпох обучения. Эти результаты играют важную роль в оценке эффективности различных архитектур сверточных нейронных сетей в контексте разработки адаптивных систем учета объектов.

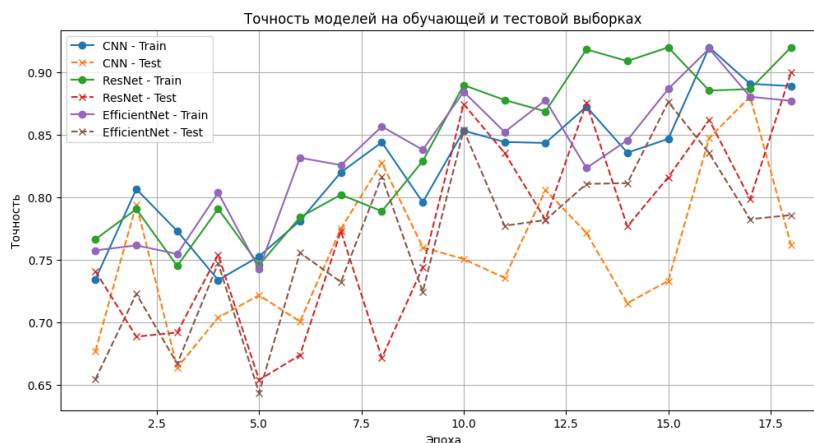


Рис. 6. Сравнение точности нейронных сетей на обучающей и тестовой выборках

В ходе эксперимента было выявлено, что разные модели демонстрируют различную скорость обучения. Например, сверточная нейронная сеть CNN быстро достигает высоких результатов на обучающей выборке. Однако, уже после нескольких эпох обучения, она начинает переобучаться, что приводит к снижению точности на тестовой выборке. Это может быть проблемой для систем, работающих с высоко вариативными данными, где важно сохранять способность модели адаптироваться к новым условиям.

В отличие от CNN, архитектуры ResNet и EfficientNet обучаются медленнее, но показывают более стабильные результаты на тестовой выборке. Эти модели имеют особые архитектурные особенности, которые помогают им противостоять переобучению. Например, использование skip connections в ResNet позволяет более эффективно обрабатывать информацию и предотвращает потерю важных признаков, что особенно важно для систем, учитывающих различные объекты на изображениях. EfficientNet, в свою очередь, применяет compound scaling, что помогает оптимально распределять ресурсы и улучшает обобщающую способность модели. Точность на тестовой выборке также продемонстрировала, что EfficientNet показала наилучшие результаты, подтверждая свою высокую обобщающую способность и способность адаптироваться к новым данным.

В результате исследования можно сделать несколько выводов. Во-первых, выбор оптимальной модели нейронной сети должен базироваться на требованиях к точности, скорости обучения и устойчивости к переобучению. Модели, которые обеспечивают высокую производительность на тестовых данных, могут быть более предпочтительными для практического применения. Во-вторых, для задач с ограниченным объемом данных и высокой вариативностью объектов рекомендуется использовать модели с высокой устойчивостью к переобучению, такие как ResNet или EfficientNet.

Заключение. В данной работе представлен подход к построению адаптивных систем учета объектов с использованием методов искусственного интеллекта. Ключевыми элементами подхода являются использование СНС для обучения модели учета объектов на изображении, а также применение методов автоматического дополнения данных и полуавтоматической разметки для повышения эффективности систем учета объектов, за счет снижения трудоемкости процессов обучения и разметки данных. Предложенный подход позволяет решать задачи автоматического распознавания объектов и оптимизации процесса учета. Дальнейшие исследования будут направлены на реализацию предложенного в данной работе подхода в рамках адаптивной системы учета объектов.

Исследование проведено в рамках студенческого научного проекта N 4L/22-04-ПИШ.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Казначеева А.А., Захаркина С.В., Власенко О.М., Рыжкова Е.А. Разработка автоматизированной системы обнаружения дефектов на ткани с применением компьютерного зрения // ИВД. – 2021. – № 12 (84).
2. Балеев И.А., Земцов А.Н., Зыбин М.И., Смирнов В.А. Распознавание дефектов на металлических сплавах с помощью алгоритмов компьютерного зрения OpenCV // ИВД. – 2021. – № 3 (75).
3. Мельник Э.В., Козловский А.В., Онищенко С.В. Разработка высокопроизводительного метода определения геометрических параметров объектов на изображении // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 5. – С. 86-97.
4. Самойлов А.Н., Онищенко С.В., Козловский А.В., Гарягдыев А.М. Исследование современных подходов и разработка алгоритма для бесконтактного измерения геометрических параметров объектов на цифровом изображении // Системный синтез и прикладная синергетика: Сб. научных работ XI Всероссийской научной конференции. – Ростов-на-Дону – Таганрог. – 2022. – С. 261-266.
5. Хабарова И.А., Валиев Д.С., Чугунов В.А., Хабаров Д.А. Современная цифровая фотограмметрия // Международный журнал прикладных наук и технологий «Integral». – 2019. – 4 (2). – С. 41-47.
6. Краснопецев Б.В. Фотограмметрия. – М.: УПП "Репрография" МИИГАиК, 2008. – 160 с.
7. Алтухов В.Г. Исследование точности фотограмметрии как метода определения объема объекта // Автоматика и программная инженерия. – 2020. – 2 (32). – С. 69-74.
8. Обухов А.Д., Патутин К.И., Назарова А.О. Алгоритмы обработки данных в автоматических системах управления на основе компьютерного зрения // Вестник ТГТУ. – 2022. – № 4.
9. Kozlovsky A.V., Melnik Y., Voloshchuk V.I. An Approach for Making a Conversation with an Intelligent Assistant / In: Silhavy, R., Silhavy, P. (eds.) // Artificial Intelligence Application in Networks and Systems. CSOC 2023. Lecture Notes in Networks and Systems. – Vol. 724. – Springer, Cham, 2023. – https://doi.org/10.1007/978-3-031-35314-7_47.
10. Мельник Я.Э., Онищенко С.В., Козловская М.А. О подходе создания алгоритма смены стиля текста на основе его семантического анализа // Технологии разработки инструментальных средств трис-2023: Матер. XIII Международной научно-технической конференции. – Таганрог, 2023. – С. 135-140.

11. Козловский А.В., Мельник Я.Э., Волощук В.И. О подходе для автоматической генерации сюжетно связанного текста // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2022. – № 9. – С. 160-167.
12. Шляпников В.М. Разработка прототипа системы аннотирования изображений для моделей компьютерного зрения // Научные междисциплинарные исследования. – 2020. – № 8-1.
13. Доморацкий Е.П., Байбикова Т.Н. Анализ методов поиска изображений в цифровых хранилищах данных // Вестник МФЮА. – 2014. – № 1.
14. Шаронов А.В., Максимов Н.А., Синча Д.П. Устойчивый метод поиска изображений в визуальных базах данных // Труды МАИ. – 2011. – № 49.
15. Бессмертный И.А., Коваль А.А., Белоус Р.О. Ассоциативный поиск данных с помощью нейронной сети // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2005. – № 19.
16. Глазовский К.А., Моисеев О.В., Рудельсон Л.Е. Многокритериальный поиск данных на основе информационных образов // Научный вестник МГТУ ГА. – 2013. – № 9 (195).
17. Гилязов Р.А., Турдаков Д.Ю. Активное обучение и краудсорсинг: обзор методов оптимизации разметки данных // Тр. ИСП РАН. – 2018. – № 2.
18. Бесиапоишников Н.О., Кузьменко М.А., Леонов А.Г., Матюшин М.А. Автоматизация разметки набора данных для нейронных сетей // ВК. – 2018. – № 4 (32).
19. Михайлов А.А. Автоматическая разметка данных для сегментации изображений документов с использованием глубоких нейронных сетей // Труды ИСП РАН. – 2022. – № 6.
20. Якушева С.Ф. Алгоритм детекции букв и строк на изображениях текстов, набранных печатным шрифтом брайля // Вестник ВГТУ. – 2021. – № 3.
21. Варшавский П.Р., Кожевников А.В. Реализация программных средств для классификации данных на основе аппарата сверточных нейронных сетей и прецедентного подхода // Программные продукты и системы. – 2020. – №4.
22. Андриянов Н.А., Дементьев В.Е., Ташлинский А.Г. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей EfficientDet // КО. – 2022. – №1.
23. Елизаров А.А. Метод адаптивной классификации изображений с использованием обучения с подкреплением // Программные продукты и системы. – 2022. – № 1.
24. Авс А., Андриянов Н.А., Соловьев В.И., Соломатин Д.А. Применение глубокого обучения для аугментации и генерации подводного набора данных с промышленными объектами // Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2023. – № 2.
25. Кузнецов А.С., Семенов Е.Ю., Матросова Л.Д. Кластеризация изображений при использовании предобученных нейронных сетей // International Journal of Open Information Technologies. – 2019. – № 7.
26. Ложкин И.А., Дунаев М.Е., Зайцев К.С., Гармаш А.А. Аугментация наборов изображений для обучения нейронных сетей при решении задач семантической сегментации // International Journal of Open Information Technologies. – 2023. – №1.
27. Лихотин М.А. Использование свёрточных нейронных сетей для анализа изображений // Вестник ВГТУ. – 2023. – №2.

REFERENCES

1. Kaznacheeva A.A., Zakharkina S.V., Vlasenko O.M., Ryzhkova E.A. Razrabotka avtomatizirovannoy sistemy obnaruzheniya defektov na tkani s primeneniem komp'yuternogo zreniya [Development of an automated system for the detection of defects on the tissue using computer vision], *IVD [IVD]*, 2021, No. 12 (84).
2. Baleev I.A., Zemtsov A.N., Zybin M.I., Smirnov V.A. Raspoznavanie defektov na metallicheskih splavakh s pomoshch'yu algoritmov komp'yuternogo zreniya OpenCV [Defects recognition on the metal alloys with the help of OpenCV computer vision algorithms], *IVD [IVD]*, 2021, No. 3 (75).
3. Mel'nik E.V., Kozlovskiy A.V., Onishchenko S.V. Razrabotka vysokoproizvoditel'nogo metoda opredeleniya geometricheskikh parametrov ob"ektov na izobrazhenii [Development of a high-performance method for determining the geometric parameters of objects in the image], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2022, No. 5, pp. 86-97.
4. Samoylov A.N., Onishchenko S.V., Kozlovskiy A.V., Garyagdyev A.M. Issledovanie sovremennykh podkhodov i razrabotka algoritma dlya beskontaktnogo izmereniya geometricheskikh parametrov ob"ektov na tsifrovom izobrazhenii [Research of modern approaches and development of algorithm for contactless measurement of geometric parameters of objects on digital image], *Sistemnyy sintez i prikladnaya sinergetika: Sb. nauchnykh rabot XI Vserossiyskoy nauchnoy konferentsii [System synthesis and applied synergetics: Collection of scientific papers of the XI All-Russian scientific conference]*. Rostov-on-Don – Taganrog, 2022, pp. 261-266.

5. Khabarova I.A., Valiev D.S., Chugunov V.A., Khabarov D.A. Sovremennaya tsifrovaya fotogrammetriya [Modern digital photogrammetry], *Mezhdunarodnyy zhurnal prikladnykh nauk i tekhnologii «Integral»* [International Journal of Applied Science and Technology "Integral"], 2019, 4 (2), pp. 41-47.
6. Krasnopevtsev B.V. Fotogrammetriya [Photogrammetry]. Moscow: UPP "Reprografiya" MIIGAiK, 2008, 160 p.
7. Altukhov V.G. Issledovanie tochnosti fotogrammetrii kak metoda opredeleniya ob"ema ob"ekta [Study of the accuracy of photogrammetry as a method for determining the volume of an object], *Avtomatika i programmnaya inzheneriya* [Automation and Software Engineering], 2020, 2 (32), pp. 69-74.
8. Obukhov A.D., Patutin K.I., Nazarova A.O. Algoritmy obrabotki dannykh v avtomaticheskikh sistemakh upravleniya na osnove komp'yuternogo zreniya [Data processing algorithms in automatic control systems based on computer vision], *Vestnik TGTU* [TSTU Bulletin], 2022, No. 4.
9. Kozlovsky A.V., Melnik Y., Voloshchuk V.I. An Approach for Making a Conversation with an Intelligent Assistant, In: Silhavy, R., Silhavy, P. (eds.), *Artificial Intelligence Application in Networks and Systems. CSOC 2023. Lecture Notes in Networks and Systems*, Vol. 724. Springer, Cham, 2023. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-031-35314-7_47.
10. Mel'nik Ya.E., Lishchenko E.V., Kozlovskaya M.A. O podkhode sozdaniya algoritma smeny stilya teksta na osnove ego semanticheskogo analiza [About the approach of creating an algorithm for changing the style of the text on the basis of its semantic analysis], *Tekhnologii razrabotki instrumental'nykh sredstv tris-2023: Mater. XIII Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Technologies for the Development of Instrumental Means TRIS-2023: Proceedings of the XIII International Scientific and Technical Conference]. Taganrog, 2023, pp. 135-140.
11. Kozlovskiy A.V., Mel'nik Ya.E., Voloshchuk V.I. O podkhode dlya avtomaticheskoy generatsii syuzhetno svyazannogo teksta [About the approach for automatic generation of plot-related text], *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki* [News of Tula State University. Technical Sciences], 2022, No. 9, pp. 160-167.
12. Shlyapnikov V.M. Razrabotka prototipa sistemy annotirovaniya izobrazheniy dlya modeley komp'yuternogo zreniya [Development of the prototype of the image annotation system for computer vision models], *Nauchnye mezhdistsiplinarnye issledovaniya* [Scientific interdisciplinary research], 2020, No. 8-1.
13. Domoratskiy E.P., Baybikova T.N. Analiz metodov poiska izobrazheniy v tsifrovyykh khranilishchakh dannykh [Analysis of image search methods in digital data storages], *Vestnik MFYuA* [Vestnik MFSA], 2014, No. 1.
14. Sharonov A.V., Maksimov N.A., Sincha D.P. Ustoychivyy metod poiska izobrazheniy v vizual'nykh bazakh dannykh [Stable method of image search in visual databases], *Trudy MAI* [Trudy MAI], 2011, No. 49.
15. Bessmertnyy I.A., Koval' A.A., Belous R.O. Assotsiativnyy poisk dannykh s pomoshch'yu neyronnoy seti [Associative data search with the help of neural network], *Nauchno-tekhnicheskiiy vestnik informatsionnykh tekhnologii, mekhaniki i optiki* [Scientific and technical journal of information technologies, mechanics and optics], 2005, No. 19.
16. Glagovskiy K.A., Moiseev O.V., Rudel'son L.E. Mnogokriterial'nyy poisk dannykh na osnove informatsionnykh obrazov [Multi-criteria data retrieval based on information images], *Nauchnyy vestnik MGTU GA* [Bulletin of MSTU GA], 2013, No. 9 (195).
17. Gilyazev R.A., Turdakov D.Yu. Aktivnoe obuchenie i kraudsorsing: obzor metodov optimizatsii razmetki dannykh [Active learning and crowdsourcing: a review of data markup optimization methods], *Tr. ISP RAN* [Proceedings of ISP RAS], 2018, No. 2.
18. Besshaposhnikov N.O., Kuz'menko M.A., Leonov A.G., Matyushin M.A. Avtomatizatsiya razmetki nabora dannykh dlya neyronnykh setey [Automation of data set partitioning for neural networks], *VK* [VK], 2018, No. 4 (32).
19. Mikhaylov A.A. Avtomaticheskaya razmetka dannykh dlya segmentatsii izobrazheniy dokumentov s ispol'zovaniem glubokikh neyronnykh setey [Automatic data partitioning for document image segmentation using deep neural networks], *Tr. ISP RAN* [Proceedings of ISP RAS], 2022, No. 6.
20. Yakusheva S.F. Algoritmy detektsii bukv i strok na izobrazheniyakh tekstov, nabrannykh pechatnym shriftom braylya [Algorithms of letter and line detection on the images of texts typed in printed braille], *Vestnik VGTU* [Bulletin of VSTU], 2021, No. 3.
21. Varshavskiy P.R., Kozhevnikov A.V. Realizatsiya programmnykh sredstv dlya klassifikatsii dannykh na osnove apparata svertochnykh neyronnykh setey i precedentnogo podhoda [Realization of software tools for data classification based on convolutional neural networks and precedent approach], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2020, No. 4.

22. Andriyanov, N.A.; Dementiev, V.E.; Tashlinsky, A.G. Obnaruzhenie ob"ektov na izobrazhenii: ot kriteriev Bajesa i Nejmana–Pirsona k detektoram na baze nejronnykh setej EfficientDet [Object detection in the image: from Bayes and Neyman-Pearson criteria to detectors based on neural networks EfficientDet] // KO [KO], 2022, No. 1.
23. Elizarov A.A. Metod adaptivnoy klassifikatsii izobrazhenij s ispol'zovaniem obucheniya s podkrepleniem [Method of adaptive image classification using reinforcement learning], *Programmnye produkty i sistemy* [Software Products and Systems], 2022, No. 1.
24. Avs A., Andriyanov N.A., Soloviev V.I., Solomatin D.A. Primenenie glubokogo obucheniya dlya augmentatsii i generatsii podvodnogo nabora dannykh s promyshlennymi ob"ektami [Application of deep learning for augmentation and generation of underwater dataset with industrial objects], *Vestnik YuUrGU. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika* [Bulletin SUSU. Series: Computer technologies, management, radio electronics], 2023, No. 2.
25. Kuznetsov A.S., Semyonov E.Y., Matrosova L.D. Klasterizatsiya izobrazheniy pri ispol'zovanii predobuchennykh nejronnykh setej [Image clustering using pre-trained neural networks], *International Journal of Open Information Technologies* [International Journal of Open Information Technologies], 2019, No. 7.
26. Lozhkin I.A., Dunayev M.E., Zaitsev K.S., Garmash A.A. Augmentatsiya naborov izobrazhenij dlya obucheniya nejronnykh setej pri reshenii zadach semanticheskoy segmentatsii [Augmentation of image sets for training neural networks when solving problems of semantic segmentation], *International Journal of Open Information Technologies*, 2023, No. 1.
27. Likhotin M.A. Ispol'zovanie svyortochnykh neyronnykh setey dlya analiza izobrazheniy [Using convolutional neural networks for image analysis], *Vestnik VGTU* [Bulletin VGTU], 2023, No. 2.

Статью рекомендовал к опубликованию д.ф.-м.н., профессор Г.В. Куповых.

Волощук Вадим Игоревич – Южный федеральный университет; e-mail: vvoloshchuk@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79081793583; техник-проектировщик Дивизиона «Киберфизические платформы» Передовой инженерной школы «Инженерия киберплатформ».

Гарягдыев Али – e-mail: garyagdyev@sfedu.ru; тел.: +79885483343; кафедра вычислительной техники; программист.

Козловская Мария Алексеевна – e-mail: arhipenko@sfedu.ru; тел.: +79280681577; инженер Дивизиона «Киберфизические платформы» Передовой инженерной школы «Инженерия киберплатформ».

Мельник Ярослав Эдуардович – e-mail: iamelnik@sfedu.ru; тел.: +79885153420; техник-проектировщик Дивизиона «Киберфизические платформы» Передовой инженерной школы «Инженерия киберплатформ».

Самойлов Алексей Николаевич – e-mail: asamoylov@sfedu.ru; тел.: +78632184000; кафедра вычислительной техники; зав. кафедрой.

Voloshchuk Vadim Igorevich – Southern Federal University; e-mail: vvoloshchuk@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79081793583; design technician of Cyberphysical Platforms Division, Advanced Engineering School Cyber Platforms Engineering.

Garyagdiyev Ali – e-mail: garyagdyev@sfedu.ru; phone: +79885483343; the department of Computer Science; programmer.

Kozlovskaya Maria Alekseevna – e-mail: arhipenko@sfedu.ru; phone: +79280681577; engineer of Cyberphysical Platforms Division, Advanced Engineering School Cyber Platforms Engineering.

Melnik Yaroslav Eduardovich – e-mail: iamelnik@sfedu.ru; phone: +79885153420; design technician of Cyberphysical Platforms Division, Advanced Engineering School Cyber Platforms Engineering.

Samoylov Aleksey Nikolayevich – e-mail: asamoylov@sfedu.ru; phone: +78632184000; the Department of Computer Science; head of department.