

Ю.В. Визильтер, Б.В. Вишняков, О.В. Выголов, В.С. Горбачевич,  
В.А. Князь

## ТЕХНОЛОГИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ ЗАДАЧ НАВИГАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ БЕСПИЛОТНЫМИ ЛЕТАТЕЛЬНЫМИ АППАРАТАМИ

---

*Визильтер Ю.В., Вишняков Б.В., Выголов О.В., Горбачевич В.С., Князь В.А.* Технологии интеллектуальной обработки информации для задач навигации и управления беспилотными летательными аппаратами.

**Аннотация.** Приведены результаты исследований по разработке технологий обработки разносенсорной информации, получаемой бортовой системой машинного зрения, для решения комплекса задач навигации и управления беспилотным летательным аппаратом (БЛА). Проведен анализ предметной области, выделены основные задачи, требующие решения для эффективного выполнения основных функций БЛА. Предложены оригинальные методы комплексирования, основанные на диффузной морфологии, разработаны методики подготовки обучающих выборок и глубокого машинного обучения, обеспечивающие высокое качество распознавания, создана база данных синтезированных изображений для обучения алгоритмов распознавания.

**Ключевые слова:** Интеллектуальная обработка информации; беспилотные летательные аппараты; машинное зрение; комплексирование разнородной информации; обнаружение и распознавание; прослеживание объектов; глубокое машинное обучение; моделирование.

*Knyaz V.A., Vishnyakov B.V., Gorbachevich V.S., Vizilter Yu.V., Vygolov O.V.* **Intelligent data processing technologies for unmanned aerial vehicles navigation and control.**

**Abstract.** The paper presents the results of research in the field of the development of technologies for processing heterogeneous information from the unmanned aerial vehicle (UAV) onboard machine vision system with the aim of UAV navigation and control. The main problems of information processing for UAV navigation and control are considered; general tasks to be solved for mission planning and performing are formulated. The key problems of machine vision system are multiband image processing and fusion (both for flight planning and onboard processing), object detection and localization, object tracking, object recognition. Modern methods of object detection, recognition and tracking are analyzed. Advanced techniques and algorithms are compared, and the most effective ones are determined. New original methods are proposed for multiband images fusion based on diffuse morphology. The original methods are developed for deep machine learning, which provide high probabilities of given object detection and recognition. The database of model images for machine learning algorithms is created. The characteristics of the developed algorithms and results of their tests on model and real data are presented.

**Keywords:** Intelligent data processing; unmanned aerial vehicle; machine vision; data fusion; object detection and recognition; object tracking; deep machine learning; modeling

---

**1. Введение.** Основной целью проводимых исследований является разработка технологий интеллектуальной обработки и комплексирования специализированной информации в обеспечение решения задач навигации и управления беспилотных летательных аппаратов. На данном этапе путем анализа существующих и разработки новых

перспективных интеллектуальных алгоритмов и технологий развиваются методические основы, обеспечивающие достижение поставленной цели исследований.

*Предметная область исследований.* На рисунке 1 приведена разработанная карта предметной области исследований, включающая взаимосвязанные ключевые технологические элементы, необходимые для обеспечения задач навигации и управления. Главной целевой задачей здесь соответствует центральный элемент — технологический блок «Выполнение задачи БЛА». С ним непосредственно связаны два крупных ключевых технологических блока, необходимых для его функционирования:

- блок обнаружения и распознавания объектов;
- блок формирования информационного обеспечения.

В свою очередь, блок обнаружения и распознавания объектов связан такими ключевыми составляющими как:

- обработка и комплексирование изображений;
- обнаружение объектов;
- сопровождение объектов;
- распознавание объектов.

При этом блоки обнаружения и распознавания объектов сегодня в обязательном порядке связаны со вспомогательной, но крайне важной технологической задачей обучения алгоритмов на реальных и модельных данных. Без такого обучения не могут быть достигнуты высокие показатели качества обнаружения и распознавания целей. А для проведения обучения необходимо осуществлять формирование как базы реальных изображений объектов и фоно-целевой обстановки, так и еще больших (на порядки) объемов реалистично смоделированных обучающих выборок, для чего требует реализовать такие технологические блоки, как:

- моделирование объектов и сцен;
- моделирование сенсорных каналов.

С другой стороны, формирование информационного обеспечения зависит от планируемой миссии БЛА и связано с такими ключевыми источниками априорной информации как:

- база данных моделей объектов;
- геоинформационная база данных.

Следует отметить, что база данных моделей объектов необходима как для формирования полетной информации, так и для моделирования объектов и сцен при обучении алгоритмов обнаружения и распознавания.

Наконец, поскольку используемая при подготовке информационного обеспечения геоинформация требует постоянного обновления,

необходим технологический блок «Актуализация данных», связанный со следующими тремя основными технологическими подзадачами:

- геопривязка изображений земной поверхности;
- поиск отличий на разномоментных изображениях;
- дешифрирование изображений земной поверхности.



Рис. 1. Схема предметной области

Таким образом, на основе анализа предметной области сформулированы ключевые задачи, элементы технологий, методы и алгоритмы, разработке и исследованию которых посвящен настоящий этап работы. Ниже рассматриваются характеристики сформулированных технологических задач и предварительные результаты проведенных исследований и разработок по каждому из соответствующих ключевых направлений.

**2. Задача обнаружения и распознавания объектов.** Под задачей обнаружения заданных объектов подразумевается задача локализации целевых объектов без распознавания конкретного типа объекта.

Основной целью обнаружения является высокоскоростное формирование конечного списка кандидатов объектов для последующего распознавания типа (класса) объекта.

Алгоритмы (методы) обнаружения объектов можно разделить на два крупных класса: обучаемые (supervised), требующие набора обучающих примеров в виде изображений целевых объектов, и необучаемые (unsupervised).

Необучаемые алгоритмы (методы) основываются на знаниях (предположениях) о характеристиках целевых объектов. Например, объекты искусственного происхождения, в отличие от окружающего фона естественного происхождения (грунт, растительность, вода), имеют среди прочих такие характеристики как: относительно жесткая или полужесткая структура, в пространственном спектре изображения доминируют низкочастотные компоненты и т.д.

Передовые необучаемые методы (SelectiveSearch [1-2], RandomizePrim [3], EdgeBox [4]) не требуют априорных знаний об искомым объектах. Однако качество поиска целевых объектов у таких методов несколько ниже, чем у обучаемых методов.

Обучаемые методы обнаружения объектов в большинстве случаев рассматривают задачу не просто обнаружения, а обнаружения и распознавания целевых объектов. При этом практически все данные методы могут использоваться и для задач поиска объектов, для чего в обучающую выборку включаются объекты всех искомым классов, и метка класса для всех элементов задается одна — «объект».

В настоящее время обучаемые методы обнаружения объектов квазижесткой структуры (человеческие лица, пешеходы, дорожные знаки, автомобили, автомобильные номера и т.п.) развиваются по трем основным направлениям [5]:

- методы на основе бустинга (boosting-based);
- методы на основе глубокого обучения сверточных нейронных сетей (DCNN или CNN);
- методы на основе деформируемых моделей частей (DPM).

Методы бустинга и DCNN обучаются извлекать инвариантные признаки изображения целевого объекта. Методы на основе DPM строятся на признаках, характеризующих деформации объекта.

В таблице 1 приведены оценки качества вышеуказанных семейств методов обнаружения для случая обнаружения лица по четырем показателям [5]:

- усилия, затрачиваемые на подготовку данных для обучения;
- размеры обучающей базы данных;
- время обучения;
- время тестирования.

Таблица 1. Оценка показателей качества обучаемых методов обнаружения

Семейство методов	Метод	Трудоемкость подготовки обучения	Размер обучающей выборки	Время обучения	Время тестирования
boosting-based	Метод простых признаков Хаара	Средняя	Большой	Выше среднего	Реальное время
	Метод многоканального детектирования признаков	Средняя	Большой	Выше среднего	Близко к реальному времени
DPM	Слабо обучаемый	Средняя	Средний	Среднее	Близко к реальному времени
	Сильно обучаемый	Большая	Средний	Среднее	Почти в реальном времени
DCNN		Средняя	Большой	Большое	Близко к реальному времени

Показатели качества различных обучаемых методов обнаружения имеют схожие значения. При подготовке выборки данных (изображений объекта) для обучения достаточно разметить их в виде ограничивающей изображение объекта рамкой или же соблюсти условие, чтобы объект на изображении занимал большую его часть. Подробная разметка деталей целевого объекта необходима для *DPM* с сильным обучением, слабое обучение *DPM* довольствуется ограничивающей объект рамкой.

Для обеспечения робастности алгоритма при деформациях деталей целевого объекта, вариациях ракурса, освещенности, искажений изображений требуются базы данных большого размера. Исключение составляет метод *DPM*, так как деформации учитываются в самом методе, поэтому для него требуется меньшее количество данных для обучения.

Для данных семейств алгоритмов обучение остается вычислительно затратным. Для методов семейства бустинга и *DPM* время обучения зависит от стратегии обучения и размеров обучающей базы данных.

Многослойные сверточные нейронные сети *DCNN* в полной мере реализуют свои возможности только тогда, когда они обучаются на больших объемах баз данных (для небольших баз данных многослойность является избыточной). Несмотря на развитие параллельных и распределенных вычислений обучение *DCNN* требует больших вычислительных ресурсов.

Огромным преимуществом алгоритмов на основе методов бустинга является то, что они работают в реальном времени (или близком к реальному времени, при условии использования НОГ–признаков).

Для обучения многослойных свёрточных нейронных сетей требуется значительное время, что является одним из недостатков на этапе подготовке данных.

Быстродействие алгоритмов обнаружения, основанных на применении многослойных свёрточных нейронных сетей, в настоящее время является узким местом, ограничивающим его применение в задачах обнаружения целевых объектов. Близкого к реальному времени можно достичь, если локализовать применение *DCNN* областью предполагаемого нахождения объекта.

**3. Задача обучения алгоритмов обнаружения и распознавания объектов.** Модуль обучения необходим для обучения алгоритмов распознавания и обнаружения целей. При этом помимо первичного обучения предусматривается режим «дообучения», позволяющий расширять номенклатуру распознаваемых целей, а также повышать качество работы системы с использованием новой информации, поступающей непосредственно в процессе функционирования системы распознавания.

Такой подход позволяет:

- гибко учитывать изменения внешнего вида объектов, по которым уже проводилось обучение;
- учитывать появление новых образцов техники, а также средств маскировки;
- добавлять новые цели к списку уже имеющихся для расширения возможностей применения БЛА.

Базовой идеей разрабатываемой системы распознавания заданных объектов для задач навигации и управления БЛА является ее модульность. Это позволяет использовать единую программно–аппаратную архитектуру при решении практически всего спектра задач распознавания, возникающих в функциональных задачах БЛА, и гибко изменять систему при поступлении новых данных, а также в случае появления новых, более эффективных алгоритмов и методов, позволяющих существенно повысить эффективность отдельных модулей системы.

Общий состав системы распознавания имеет вид:

- модуль обучения;
- модуль обнаружения;
- модуль распознавания.

Ниже представлено краткое описание модулей.

*Модуль обучения.* Модуль обучения необходим для обучения алгоритмов распознавания и обнаружения. При этом помимо первичного обучения предусматривается режим «дообучения», позволяющий расширять номенклатуру распознаваемых целей, а также повышать качество работы системы с использованием новой информации, поступающей непосредственно в процессе функционирования системы распознавания.

Такой подход позволяет:

- гибко учитывать изменения внешнего вида объектов, по которым уже проводилось обучение;
- учитывать появление новых объектов, а также помеховых факторов;
- добавлять новые объекты к списку уже имеющихся для расширения возможностей применения БЛА.

*Модуль обнаружения.* Модуль обнаружения представляет собой набор различных алгоритмов обнаружения целевых объектов на изображении. При этом под обнаружением подразумевается локализация (определение возможного положения) объекта без распознавания его типа. Дальнейшее распознавание осуществляется модулем распознавания. В модуле обнаружения, как и в модуле распознавания, предполагается использование набора разных алгоритмов для разных масштабов изображений объектов: 32x32 (дальняя зона обнаружения), 128x128 (средняя зона обнаружения) и 256x256 (ближняя зона обнаружения). Такая структура позволит проводить поиск объектов с максимальной эффективностью.

Ниже представлены характеристики алгоритмов обнаружения для различных зон обнаружения.

#### *Дальняя зона обнаружения*

- размеры объектов: 15-48 пикселей;
- тип алгоритма: Разность Гауссианов;
- входные данные: полутоновое изображение 1280x720;
- предполагаемая производительность: 80FPS;
- среднее количество ложных срабатываний на кадр: не более 400.

#### *Средняя зона обнаружения*

- размеры объектов: 48-196 пикселей;
- тип алгоритма: Виола-Джонс/Доллар [1,2];
- входные данные: полутоновое изображение 1280x720;
- предполагаемая производительность: 60FPS;
- среднее количество ложных срабатываний на кадр: не более 200.

### *Ближняя зона обнаружения*

- размеры объектов: 196 – любое большее пикселей;
- тип алгоритма: Доллар [1,2];
- входные данные: полутоновое изображение 1280x720;
- предполагаемая производительность: 60FPS;
- среднее количество ложных срабатываний на кадр: не более 100.

*Модуль распознавания.* Модуль предназначен для решения задачи распознавания целей. В качестве входных данных модуль принимает цифровое изображение, а также набор гипотез о положении целевых объектов. Этот модуль позволяет использовать его либо полностью самостоятельно (в этом случае гипотезы не задаются), либо для проверки уже известных гипотез о положении целевых объектов, полученных модулями обнаружения или на основе некоторой априорной информации. Такая архитектура объясняется тем, что в составе модуля должны быть реализованы конволюционные нейросети специальной архитектуры, что позволяет добиться наилучшего на сегодняшний день качества распознавания целевых объектов, однако требует значительных вычислительных ресурсов.

В случае автономного использования модуль распознавания позволяет проводить анализ фото и видео материалов с наилучшим возможным качеством, но не в реальном времени и должен применяться в таких задачах, где это допустимо, например, при анализе аэрофотоснимков. На рисунке 2 приведен пример анализа изображения на фотографии. В результате работы алгоритмов распознавания выделено четыре объекта типа «машина».



Рис. 2. а) фотография; б) карта объектов типа «машина»; в) выделенные объекты типа «машина»

В случае использования предварительных сведений о местоположении объекта модуль распознавания лишь проверят данные гипотезы. Гипотезы о местоположении целевого объекта поступают либо от модуля обнаружения, либо из каких-либо других источников. Такой подход позволяет повысить скорость работы системы распознавания до реального времени, при этом итоговое качество распознавания падает незначительно.



### *Структура модуля распознавания*

Модуль распознавания представляет собой набор глубоких конволюционных сетей, предназначенных для работы с исходными данными различного масштаба. В настоящий момент рассматривается три масштаба нейросетей: 32x32 (дальняя зона обнаружения), 128x128 (средняя зона обнаружения) и 256x256 (ближняя зона обнаружения). Такая структура позволяет обрабатывать разномасштабные изображения (или гипотезы) с максимальным качеством и производительностью. При этом конкретные расстояния на местности, соответствующие различным зонам обнаружения, задаются характеристиками оптики.

Распознавание на большой дальности (дальняя зона):

- размеры объектов: 15–48 пикселей;
- количество слоев нейросети: 5;
- предполагаемая производительность: 4000 окон/сек;
- входные данные: изображение 32x32.

Распознавание на средней дальности (средняя зона):

- размеры объектов: 48–196 пикселей;
- количество слоев нейросети: 7;
- предполагаемая производительность: 1500 окон/сек;
- входные данные: изображение 128x128.

Распознавание на малой дальности (ближняя зона):

- размеры объектов: более 196 пикселей;
- количество слоев нейросети: 9;
- предполагаемая производительность: 500 окон/сек;
- входные данные: изображение 256x256.

### *Методика обучения*

В качестве метода обучения нейросетей используется метод обратного распространения ошибки [6]. При этом предполагается, что процесс обучения происходит на высокопроизводительном вычислительном кластере, использующем либо классическую архитектуру на основе CPU, либо графические ускорители на основе GPU типа NVIDIA Tesla. При этом существует возможность использования высокопроизводительных серверов отечественного производства.

**4. Задача сопровождения (прослеживания) объектов.** Слежение за целевыми объектами является важнейшим компонентом системы машинного зрения БЛА. В самом простейшем случае слежение можно определить, как задачу построения траектории движения объекта в плоскости изображения, в то время как он движется на «сцене» с течением времени. Дополнительно в задачу слежения входит предоставление информации об объекте: о его размере, ориентации, форме и т.п. Работу алгоритмов слежения за целью осложняют следующие

факторы: потеря информации при переходе от 3D координат в плоскость изображения, зашумленные изображения, сложное составное движение объекта, гибкая или сложная форма прослеживаемых объектов, частичные или полные перегораживания, сложные/ часто меняющиеся условия освещенности.

**5. Задача комплексирования разнородных данных в обеспечение выполнения задач БЛА.** Комплексирование изображений является способом объединения информации от датчиков различной физической природы, отличающихся по спектральным, временным, радиометрическим и другим характеристикам.

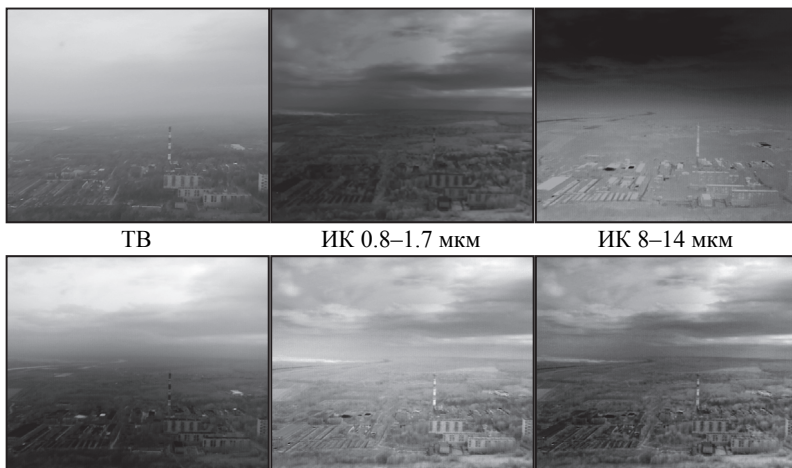
Комплексирование изображений можно разделить на три семантических уровня:

1. комплексирование на уровне пиксельной информации;
2. комплексирование на уровне характерных особенностей (черт);
3. комплексирование на уровне принятия решений.

Комплексирование на уровне характерных особенностей производится посредством их предварительного выделения для каждого входного изображения. В свою очередь, процесс комплексирования на уровне принятия решений проходит с использованием предварительной классификации выделенных характерных черт.

На сегодняшний день наилучшие результаты принадлежат алгоритмам на основе метода главных компонент и на основе вейвлет-преобразований. Высоким потенциалом для задач комплексирования изображений бортовых датчиков БЛА обладают морфологические методы [20-22], разработанные в рамках данных исследований, в частности диффузная морфология.

На рисунке 3 приведены примеры результатов трехканального комплексирования изображений. Результаты трехканального комплексирования с помощью алгоритма на основе метода главных компонент содержат инвертированные детали изображения ИК 8-14, что в ряде задач, связанных с обнаружением и анализом высококонтрастных объектов в ИК диапазоне, является неприемлемым. Результат комплексирования на основе вейвлет-преобразования в целом обладает высокой визуальной информативностью, однако, меньшим контрастом по сравнению с результатом комплексирования на основе диффузной фильтрации. В случае комплексирования на основе диффузной морфологии учитываются различия по форме — добавление информативных элементов производится именно по этому признаку, что дает более качественный и устойчивый результат, более выраженные информативные элементы.



Метод главных компо- Вейвлет-преобразование Диффузная морфология  
 нент

Рис. 3. Пример исходных данных и результаты работы алгоритмов  
 трехканального комплексирования

**6. Задача получения и актуализации данных.** Под задачей получения и актуализации данных понимается задача разработки методов и алгоритмов для формирования полетной информации, необходимых для выполнения задач БЛА. Данная совокупность алгоритмов должна обеспечивать оперативность подготовки данных, их полноту, точность, достоверность и актуальность.

Для решения задачи в части получения данных разработана методика получения модельных данных различных датчиков БЛА с учетом специфики их применения. Создана база данных эталонных синтезированных изображений для обучения алгоритмов анализа данных.

Выполнен анализ существующих и сформулированы предложения по разработке новых методов и алгоритмов актуализации данных, а именно:

- методы и алгоритмы первичной оценки показателей качества многоспектральных данных;
- методы и алгоритмы автоматического и автоматизированного дешифрирования данных;
- методы и алгоритмы автоматической геопривязки данных;
- методы и алгоритмы автоматического обновления данных на основе поиска изменений (отличий) в наблюдаемых сценах.

Разработан новый эффективный метод поиска изменений (отличий) данных и использованием диффузной морфологии на основе тепловых ядер.

Алгоритм поиска отличий основан на построении диффузного морфологического фильтра, сглаживающего одно изображение в соответствии с формой другого. Пусть  $I_1$  — исходное изображение сцены, а  $I_2$  — изображение этой же сцены в другой момент времени. Результат диффузной морфологической фильтрации изображения  $I_2$  по форме изображения  $I_1$  может быть вычислен следующим образом:

$$P_{I_2} = \sum_q A_{p,q} I_2(q),$$

где —

$$A_{p,q} = \frac{e^{-\frac{\|v(p)-v(q)\|^2}{\epsilon}}}{\sum_q e^{-\frac{\|v(p)-v(q)\|^2}{\epsilon}}}$$

диффузный оператор, построенный по изображению  $I_1$  относительно точки  $p$ , на основе теплового ядра, описывающего ее сходство со всеми точками  $q$  в некоторой, например, прямоугольной окрестности  $w$ ;  $v(p)$  — вектор признаков, по которым вычисляется сходство, вычисленный относительно точки  $p$  (например, LBP дескриптор в некотором окне с центром в  $p$ ), — настроенная константа.

Для того чтобы определить отличия между изображениями, рассчитывается следующая разность:

$$\Delta = \left| I_2 - P_{I_2} \right|$$

Для обеспечения фильтрации, инвариантной к размеру отличий, процедура поиска применяется к пирамиде изображений с постоянными размерами окна фильтрации. Результаты применения данного метода для выделения отличий приведены на рисунке 4.

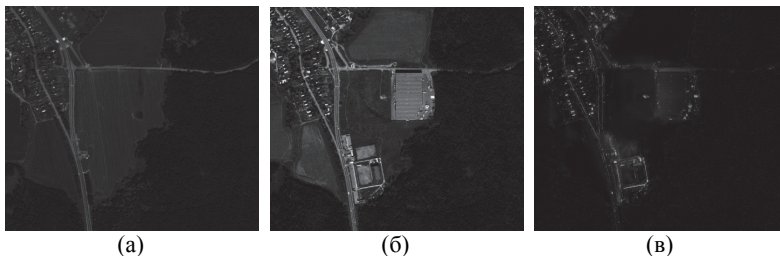


Рис. 4. Выделение отличий с использованием взаимной фильтрации в скользящем окне: (а) предыдущее изображение сцены; (б) текущее изображение сцены; (в) найденные отличия

Проведенные исследования позволили провести обоснованный выбор состава методов и алгоритмов, необходимых для эффективного решения задач навигации и управления БЛА. Исследование разработанных в ходе работы алгоритмы показало их функциональную и вычислительную эффективность.

**7. Заключение.** В ходе выполнения исследований рассмотрена предметная область проблемы, разработаны технологические основы интеллектуальной обработки, комплексирования, сопровождения и анализа информации в обеспечение функциональных задач БЛА. С этой целью сформулированы основные задачи в области анализа информации и исследованы основные методы решения данных задач.

*Для автоматического обнаружения объектов заданных классов* на основании анализа существующих алгоритмов и проведенных исследований предложена трехуровневая схема обнаружения объектов на фото и видео данных, сочетающая высокую скорость обработки и высокое качество обнаружения. Различные алгоритмы поиска объектов используются на изображениях различных масштабов, что позволяет проводить поиск объектов в широком диапазоне возможных размеров в реальном времени.

*В области автоматического слежения за обнаруженными объектами* проведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что на сегодня не существует одного универсального алгоритма слежения, пригодного для широкого спектра условий навигации и управления БЛА. В связи с этим обоснован выбор комплексных алгоритмов, основанных на кадровом обнаружении объекта (CNN) в сочетании с фильтрацией наблюдений (фильтрами частиц, фильтром Калмана) или алгоритмами сопоставления. Кроме того, для обеспечения высокоточного слежения разработаны алгоритмы на основе корреляционной фильтрации, способные обрабатывать сложные движения (вращение, блуждание) целей в сложных условиях ракурсных искажений и изменения масштаба.

*В области автоматического распознавания объектов заданных классов* проведенный анализ показал, что на сегодняшний день лучшие результаты показывают системы распознавания, основанные на глубоких конволюционных сетях. Такие системы позволяют распознавать целевые объекты практически при любых условиях съемки. Для решения проблемы медленной работы конволюционных сетей предложена оригинальная модульная схема распознавания, позволяющая проводить высококачественное распознавание объектов интереса в реальном времени.

*В области автоматизированного дешифрования данных* для подготовки специализированной информации анализ методов и алго-

ритмов показал, что наилучший результат дает комплексное использование структурных признаков и спектральных особенностей много-спектральных изображений. Разработана структура процесса автоматизированного дешифрирования, включающая улучшение качества изображений, робастное уточнение границ объекта, автоматизированную или автоматическую классификацию на основе предварительно обученных алгоритмов классификации объектов.

*В области автоматической геопривязки данных* проведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что необходимым условием точной привязки является наличие высокоточной априорной геоинформации (ортофотопланов). Для автоматической привязки изображений к ортофотопланам разработаны методы, основанные на быстром робастном поиске и последующем интеллектуальном сопоставлении особых точек, а также компенсации искажений снимков, вызываемых условиями съемки.

*Для автоматической оценки качества многоспектральных данных* разработаны алгоритмы безотносительных оценок качества изображений: оценки, основанные на выделении набора признаков и их последующей привязке к мультивариативной гауссовой модели, и оценки с использованием локальных пространственных и спектральных признаков энтропии. Тестирование разработанных алгоритмов показало высокую надежность правильного отбора качественных данных для решения задач информационного обеспечения БЛА.

*Разработаны методы получения и актуализации данных для формирования полетной информации БЛА:*

- разработана методика получения модельных данных с различных датчиков БЛА с учетом специфики их применения;
- создана база данных эталонных синтезированных изображений для обучения алгоритмов анализа данных, предназначенная для накопления и систематизации большого количества синтезированных изображений объектов интереса, смоделированных для различных суточных и погодных условий с разнообразных точек наблюдения.

Проанализированы существующие и разработаны новые методы и алгоритмы актуализации данных для формирования полетной информации БЛА, в том числе методы и алгоритмы первичной оценки показателей качества многоспектральных данных, методы и алгоритмы автоматического и автоматизированного дешифрирования данных, методы и алгоритмы автоматической геопривязки данных, методы и алгоритмы автоматического обновления данных на основе поиска изменений (отличий) в наблюдаемых сценах.

## Литература

1. *Dollár P., Zitnick C.* Fast Edge Detection Using Structured Forests // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2015. vol. 8. no. 37. pp. 1558–1570.
2. *Dollár P., Appel R., Belongie S., Perona P.* Fast Feature Pyramids for Object Detection // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2014. vol.8. no. 36. pp. 1532–1545.
3. *Viola P., Jones M.J.* Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features // IEEE CVPR. 2001. vol.1. pp. 511–518.
4. *Lowe D. G.* Object recognition from local scale-invariant features // Proceedings of the International Conference on Computer Vision 2. 1999. pp. 1150–1157.
5. *Girshick R.* Fast R-CNN // The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2015. pp. 1440–1448.
6. *Бекетова И.В., Карамеев С.Л., Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю.* Алгоритм автоматического обучения каскадного классификатора на основе метода адаптивного усиления AdaBoost // Многопроцессорные вычислительные и управляющие системы (МВУС–2009): Материалы международной научно-технической конференции. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ. 2009. Т.2. С. 239–240.
7. *Lienhart R., Maydt J.* An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection // IEEE ICIP. 2002. vol. 1. pp. 900–903.
8. *Yang F., Wang Z., Hung Y. S.* Robust Kalman filtering for discrete time-varying uncertain systems with multiplicative noise // IEEE Trans. Automat. Control. 2002. vol. 47. no. 7. pp. 1179–1183.
9. *Einicke G.A., White L.B.* Robust Extended Kalman Filtering // IEEE Trans. Signal Processing. 1999. vol. 9. no. 47. pp. 2596–2599.
10. *Wildes R. et al.* Aerial Video Surveillance and Exploitation // Proc. IEEE. 2001. vol. 89. no. 10. pp. 1518–1539.
11. *Comaniciu D., Ramesh V., Meer P.* Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects Using Mean Shift // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head. SC. 2000. vol. 2. pp. 142–149.
12. *Ning J., Zhang L., Zhang D., Wu C.* Scale and orientation adaptive mean shift tracking // Computer Vision. IET. 2012. vol. 6. pp. 52–61.
13. *Henriques J. F., Caseiro R., Martins P., Batista J.* High-speed tracking with kernelized correlation filters // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2014. vol. 37. Issue 3. pp. 583–596.
14. *Kulis B., Grauman K.* Kernelized locality-sensitive hashing // IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2012. vol.6. no. 34. pp. 1092–1104.
15. *Gall J., Yao A., Razavi N., Gool L.V., Lempitsky V.* Hough Forests for Object Detection, Tracking, and Action Recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2011. vol. 33. no. 11. pp. 2188–2202.
16. *Ding Y., Wang Y.* Analysis and Evaluation on Fusion Methods of Medium and High Spatial Resolution Remote Sensing Image // IEEE, 19th International Conference on Geoinformatics. 2011. pp. 1–4.
17. *Dawei Z., Fang Z.* A New Improved Hierarchical Model of Image Fusion // IEEE The Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI. 2007. vol. 2. pp 853–857.
18. *Bengio Y., Monperrus M.* Non-local manifold tangent learning // Advances in Neural Information Processing Systems 17. Cambridge: MIT Press, MA, 2005. 1971 p.
19. *İlsever M., Unsalan C.* Two-Dimensional Change Detection Methods // London: Springer-Verlag, 2012. 72 p.
20. *Pyt'ev Yu.P.* Morphological Image Analysis // Pattern Recognition and Image Analysis. 1993. vol. 1. no. 3. pp. 19–28.

21. *Vizilter Y. V., Zheltov, S. Y.* Geometrical Correlation and Matching of 2D Image Shapes // ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci. 2012. Issue 3. pp. 191–196.
22. *Визильтер Ю.В., Горбацевич В.С., Рубис А.Ю., Выголов О.В.* Сравнение изображений по форме с использованием диффузной морфологии и диффузной корреляции // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39. № 2. С. 265–274.
23. *Gu K., Zhang W., Wang C., Zhai G.* Full-reference image quality assessment via region-based analysis // Proceedings of the 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP '11). 2011. vol. 3. pp. 1711–1715.
24. *Bovik A.C.* Perceptual image processing: Seeing the future // Proc. IEEE. 2010. vol. 98. no. 11. pp. 1799–1803.
25. *Lowe D.G.* Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. vol.2. no. 60. pp. 91–110.
26. *Moorthy A.K., Bovik A.C.* Blind Image Quality Assessment: From Scene Statistics to Perceptual Quality // IEEE Transactions Image Processing 2011. vol. 20. no. 12. pp. 3350–3364.

## References

1. *Dollár P., Zitnick C.* Fast Edge Detection Using Structured Forests. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2015. vol. 8. no. 37. pp. 1558–1570.
2. *Dollár P., Appel R., Belongie S., Perona P.* Fast Feature Pyramids for Object Detection. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2014. vol.8. no. 36. pp. 1532–1545.
3. *Viola P., Jones M.J.* Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. IEEE CVPR. 2001. vol.1. pp. 511–518.
4. *Lowe D. G.* Object recognition from local scale-invariant features. Proceedings of the International Conference on Computer Vision 2. 1999. pp. 1150–1157.
5. *Girshick R.* Fast R-CNN. The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2015. pp. 1440–1448.
6. *Beketova I.V., Karateev S.L., Vizil'ter Ju.V., Zheltov S.Ju.* [The algorithm for automatic training of a cascade classifier based on the adaptive gain method AdaBoost] *Mnogoprocessornye vychislitel'nye i upravljajushhie sistemy (MVUS-2009): Materialy mezhdunarodnoj nauchno-tehnicheskoy konferencii* [Multiprocessor computing and control systems (MCCS-2009): proceedings of international scientific-technical conference]. Taganrog: Publisher TTI JuFU. 2009. vol.2. pp. 239–240. (In Russ.).
7. *Lienhart R., Maydt J.* An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection. IEEE ICIP. 2002. vol. 1. pp. 900–903.
8. *Yang F., Wang Z., Hung Y. S.* Robust Kalman filtering for discrete time-varying uncertain systems with multiplicative noise. IEEE Trans. Automat. Control. 2002. vol. 47. no. 7. pp. 1179–1183.
9. *Einicke G.A., White L.B.* Robust Extended Kalman Filtering. IEEE Trans. Signal Processing. 1999. vol. 9. no. 47. pp. 2596–2599.
10. *Wildes R. et al.* Aerial Video Surveillance and Exploitation. Proc. IEEE. 2001. vol. 89. no. 10. pp. 1518–1539.
11. *Comaniciu D., Ramesh V., Meer P.* Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects Using Mean Shift. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head. SC. 2000. vol. 2. pp. 142–149.
12. *Ning J., Zhang L., Zhang D., Wu C.* Scale and orientation adaptive mean shift tracking. Computer Vision. IET. 2012. vol. 6. pp. 52–61.
13. *Henriques J. F., Caseiro R., Martins P., Batista J.* High-speed tracking with kernelized correlation filters. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2014. vol. 37. Issue 3. pp. 583–596.



14. *Kulis B., Grauman K.* Kernelized locality-sensitive hashing. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2012. vol.6. no. 34. pp. 1092–1104.
15. *Gall J., Yao A., Razavi N., Gool L.V., Lempitsky V.* Hough Forests for Object Detection, Tracking, and Action Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2011. vol. 33. no. 11. pp. 2188–2202.
16. *Ding Y., Wang Y.* Analysis and Evaluation on Fusion Methods of Medium and High Spatial Resolution Remote Sensing Image. *IEEE, 19th International Conference on Geoinformatics*. 2011. pp. 1–4.
17. *Dawei Z., Fang Z.* A New Improved Hierarchical Model of Image Fusion. *IEEE The Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI*. 2007. vol. 2. pp 853–857.
18. *Bengio Y., Monperrus M.* Non-local manifold tangent learning. *Advances in Neural Information Processing Systems 17*. Cambridge: MIT Press, MA, 2005. 1971 p.
19. *Ilsever M., Ulsalan C.* Two-Dimensional Change Detection Methods. London: Springer-Verlag, 2012. 72 p.
20. *Pyt'ev Yu.P.* Morphological Image Analysis. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 1993. vol. 1. no. 3. pp. 19–28.
21. *Vizilter Y. V., Zheltov, S. Y.* Geometrical Correlation and Matching of 2D Image Shapes. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2012. Issue 3. pp. 191–196.
22. *Vizil'ter Ju.V., Gorbacevich V.S., Rubis A.Ju., Vygolov O.V.* [Comparison of the images on the form using the diffuse morphology and diffuse correlation] *Komp'yuternaja optika – Computer optics*. 2015. T. 39. № 2. С. 265–274. (In Russ.).
23. *Gu K., Zhang W., Wang C., Zhai G.* Full-reference image quality assessment via region-based analysis. *Proceedings of the 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP '11)*. 2011. vol. 3. pp. 1711–1715.
24. *Bovik A.C.* Perceptual image processing: Seeing the future. *Proc. IEEE*. 2010. vol. 98. no. 11. pp. 1799–1803.
25. *Lowe D.G.* Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*. 2004. vol.2. no. 60. pp. 91–110.
26. *Moorthy A.K., Bovik A.C.* Blind Image Quality Assessment: From Scene Statistics to Perceptual Quality. *IEEE Transactions Image Processing* 2011. vol. 20. no. 12. pp. 3350–3364.

**Князь Владимир Александрович** — к-т техн. наук, заместитель начальника подразделения, ФГУП «Государственный научный центр «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГосНИИАС). Область научных интересов: машинное зрение, обработка изображений, фотограмметрия, виртуальная реальность. Число научных публикаций — 212. [knyaz@gosniias.ru](mailto:knyaz@gosniias.ru), <http://gosniias.ru>; ул. Викторенко, 7, Москва, 125319; р.т.: +7 499 157 3127, Факс: +7 499 943 8605.

**Knyaz Vladimir Alexandrovich** — Ph.D., deputy head of department, State Research Institute of Aviation Systems. Research interests: machine vision, pattern recognition, virtual reality, photogrammetry, 3D reconstruction, data fusion. The number of publications — 212. [knyaz@gosniias.ru](mailto:knyaz@gosniias.ru), <http://gosniias.ru>; 7, Victorenko str., Moscow, 125319; office phone: +7 499 157 3127, Fax: +7 499 943 8605.

**Вишняков Борис Вансович** — начальник лаборатории, ФГУП «Государственный научный центр «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГосНИИАС). Область научных интересов: обработка изображений, распознавание образов, анализ видеопоследовательностей, обнаружение объектов. Число научных пуб-

ликаций — 40. vishnyakov@gosniias.ru, <http://me.ellectu.net>; ул. Викторенко, 7, Москва, 125319; р.т.: +79031086453.

**Vishnyakov Boris Vaisovich** — head of laboratory, State Research Institute of Aviation Systems. Research interests: machine vision, deep learning, video analytics, object detection. The number of publications — 40. vishnyakov@gosniias.ru, <http://me.ellectu.net>; 7, Victorenko str., Moscow, 125319; office phone: +79031086453.

**Визильер Юрий Валентинович** — д-р физ.-мат. наук, профессор Российской академии наук, начальник подразделения, ФГУП «Государственный научный центр «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГосНИИАС). Область научных интересов: машинное зрение, обработка изображений, машинное обучение. Число научных публикаций — 163. viz@gosniias.ru; ул. Викторенко, 7, Москва, 125319; р.т.: +7 499 157 9498.

**Vizilter Yuri Valentinovich** — Ph.D., Dr. Sci., professor of the Russian academy of sciences, head of department, State Research Institute of Aviation Systems. Research interests: machine vision, deep learning, object detection and recognition. The number of publications — 163. viz@gosniias.ru; 7, Victorenko str., Moscow, 125319; office phone: +7 499 157 9498.

**Горбачевич Владимир Сергеевич** — д-р полит. наук, начальник сектора, ФГУП «Государственный научный центр «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГосНИИАС). Область научных интересов: машинное зрение, обработка изображений, машинное обучение. Число научных публикаций — 40. gvs@gosniias.ru; ул. Викторенко, 7, Москва, 125319; р.т.: +79161981701, Факс: +79161981701.

**Gorbatsevich Vladimir Sergeevich** — head of department, State Research Institute of Aviation Systems. Research interests: machine vision, deep learning, face recognition. The number of publications — 40. gvs@gosniias.ru; 7, Victorenko str., Moscow, 125319; office phone: +79161981701, Fax: +79161981701.

**Выголов Олег Вячеславович** — к-т техн. наук, начальник лаборатории, ФГУП «Государственный научный центр «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем» (ГосНИИАС). Область научных интересов: обработка и анализ изображений, комплексирование информации в технических системах, навигация и управление мобильными объектами с использованием технического зрения. Число научных публикаций — 30. o.vygolov@gosniias.ru; ул. Викторенко, 7, Москва, 125319; р.т.: +7 499 157 9318.

**Vygolov Oleg Vjacheslavovich** — Ph.D., head of laboratory, State Research Institute of Aviation Systems. Research interests: machine vision, enhanced vision, synthetic vision, object detection and recognition. The number of publications — 30. o.vygolov@gosniias.ru; 7, Victorenko str., Moscow, 125319; office phone: +7 499 157 9318.

**Поддержка исследований.** Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект 15-08-99580а), РФФИ (проект 14-07-00914а).

**Acknowledgements.** This research is supported by RFBR (grant 15-08-99580а, grant 14-07-00914а).

## РЕФЕРАТ

*Князь В.А., Вишняков Б.В., Визильтер Ю.В., Горбацевич В.С., Выголов О.В.* **Технологии интеллектуальной обработки информации для задач навигации и управления беспилотными летательными аппаратами.**

Прогресс в технических характеристиках датчиков получения информации и средств обработки данных создал предпосылки для появления и развития интеллектуальных систем управления, автономно решающих сложные функциональные задачи, традиционно относящиеся к компетенции человека-оператора, такие как, например, обнаружение и прослеживание объектов, их классификация. Для эффективного выполнения основных функций беспилотным летательным аппаратом требуется решение взаимосвязанного комплекса задач обработки разносенсорной информации, получаемой бортовыми датчиками системы управления.

Проведенные исследования по разработке технологий обработки разносенсорной информации для навигации и управления беспилотными летательными аппаратами позволили выделить основные задачи предметной области: обработка и комплексирование изображений различных спектральных диапазонов, обнаружение и локализация объектов, прослеживание объектов, распознавание объектов. Предложены оригинальные методы комплексирования разносектральных изображений, основанные на диффузной морфологии, разработаны методики подготовки обучающих выборок и глубокого машинного обучения, обеспечивающие существенно более высокие показатели качества распознавания, создана база данных эталонных синтезированных изображений объектов для обучения алгоритмов распознавания.

## SUMMARY

*Knyaz V.A., Vishnyakov B.V., Vizilter Yu.V., Gorbatsevich V.S., Vygolov O.V.* **Intelligent Data Processing Technologies for Unmanned Aerial Vehicles Navigation and Control.**

Recent achievements in technical characteristics of new sensors and data processors make it possible to develop intelligent control systems able to perform a set of complex tasks that traditionally were carried out by the operator. Examples of such tasks include object detection and recognition, object classification. For effective unmanned aerial vehicle (UAV) navigation and control it is necessary to solve a set of tasks of processing the heterogeneous data from various sensors.

The performed research into the developing technologies for UAV heterogeneous data processing allows one to define the basic problems of heterogeneous information processing such as multiband image processing and fusion (both for flight planning and onboard processing), object detection and localization, object tracking, object recognition. Original methods are proposed for multiband images fusion based on diffuse morphology. The original methods are developed for deep machine learning, which provide high probabilities of detection and recognition of given objects. The database of model images for machine learning algorithms is created.