

УДК 004.932.2
doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-5-726-737

Алгоритм ориентирования на местности беспилотных летательных аппаратов с использованием машинного зрения

Игорь Алексеевич Зикратов¹, Павел Юрьевич Беляев²✉, Евгений Андреевич Неверов³

^{1,2,3} Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

¹ igzikratov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9054-800X>

² monoe1337@gmail.com✉, <https://orcid.org/0000-0001-5387-0622>

³ datnever@ya.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0733-1294>

Аннотация

Введение. Одной из проблем, решаемых разработчиками беспилотных летательных аппаратов с автономным управлением, является задача определения летательным аппаратом своего точного местоположения над местностью без помощи глобальных спутниковых навигационных систем. Существующие для малогабаритных беспилотных аппаратов массогабаритные и энергетические ограничения приводят к необходимости использования в их вычислительных устройствах относительно простых алгоритмов. В работе рассмотрены методы навигации беспилотных летательных аппаратов с помощью средств компьютерного зрения, реализуемого бортовыми оптическими и вычислительными устройствами. Применяемое машинное зрение обеспечивает автономность малоразмерных летательных аппаратов при отсутствии или неустойчивом канале связи с центром управления и/или системой спутниковой навигации. **Метод.** Предлагаемый алгоритм решает задачу идентификации участка местности, наблюдаемого с беспилотного летательного аппарата, с изображением местности, заложенным в памяти системы управления. Местоположение аппарата определяется по минимальной (максимальной) величине невязки между наблюдаемым текущим изображением и изображением участка местности, находящимся в запоминающем устройстве. Решение задачи идентификации основано на концепции иммунокомпьютинга, использующего сингулярное разложение матрицы признаков идентифицируемых объектов. Такой подход позволяет обеспечить высокие показатели качества идентификации за счет разложения матрицы признаков на три простых преобразования для перехода в новое признаковое пространство, которое не идентифицируемо, но компоненты которого являются статистически значимыми. **Основные результаты.** Проведена оценка показателей качества разрабатываемого алгоритма в сравнении с известным методом идентификации изображений путем вычисления корреляционной функции между двумя массивами признаков. Осуществлена серия испытаний, в которых для единых исходных данных оценивались вероятность правильного определения местоположения и быстродействие алгоритмов. Показано, что при предварительной подготовке «эталонного» изображения, хранимого в запоминающем устройстве беспилотного летательного аппарата, быстродействие разработанного метода на порядок превышает производительность метода, основанного на вычислении корреляционной функции сравниваемых изображений. Средняя абсолютная ошибка правильного определения местоположения при использовании предлагаемого метода находится в диапазоне от 0,109 до 0,153. **Обсуждение.** Предложенный алгоритм может найти применение у разработчиков систем навигации для малоразмерных беспилотных летательных аппаратов благодаря его низким требованиям к ресурсам при сохранении уровня точности, достаточного в контексте решения задач ориентирования на местности. Устройства, реализующие предложенный алгоритм ориентации, обладают лучшими энергетическими и массогабаритными характеристиками.

Ключевые слова

идентификация изображений, сингулярное разложение матриц, иммунокомпьютинг, навигация беспилотных летательных аппаратов

Ссылка для цитирования: Зикратов И.А., Беляев П.Ю., Неверов Е.А. Алгоритм ориентирования на местности беспилотных летательных аппаратов с использованием машинного зрения // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2024. Т. 24, № 5. С. 726–737. doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-5-726-737

© Зикратов И.А., Беляев П.Ю., Неверов Е.А., 2024

Algorithm for navigation on the terrain of unmanned aerial vehicles with machine vision

Igor A. Zikratov¹, Pavel U. Belyaev²✉, Evgenii A. Neverov³

^{1,2,3} The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation

¹ igzikratov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9054-800X/>

² monoe1337@gmail.com✉, <https://orcid.org/0000-0001-5387-0622>

³ datnever@ya.ru, <https://orcid.org/0000-0003-0733-1294>

Abstract

One of the problems solved by developers of autonomously controlled unmanned aerial vehicles is the task of determining by the drone its exact position over the terrain without the help of global satellite navigation systems. The existing mass-dimensional and energy limitations for small-sized drones lead to the necessity of using relatively simple algorithms in drone computing devices. The paper considers methods of navigation of unmanned aerial vehicles using computer vision implemented by on-board optical and computing devices. Machine vision implemented by on-board computing devices provides autonomy of small-sized aircraft in the absence or unstable communication channel with the control center and/or satellite navigation system. The proposed algorithm solves the problem of identifying an area of terrain observed from a drone with a terrain image stored in the memory of the drone control system. The drone location is determined by the minimum (maximum) value of the discrepancy between the observed current image and the image of the terrain area stored in the drone memory device. The solution of the identification problem is based on the concept of immunocomputing using singular value decomposition of the feature matrix of the identified objects. This approach allows providing high quality indicators of identification due to decomposition of the feature matrix into three simple transformations for transition to a new feature space which is not identifiable, but whose components are statistically significant. The quality indicators of the developed algorithm were evaluated in comparison with the known method of image identification by calculating the correlation function between two arrays of features. A series of tests were carried out in which the probability of correct location determination and the speed of the algorithms were evaluated for the same initial data. It is shown that when pre-preparing a “reference” image stored in the drone memory device, the speed of the developed method exceeds the speed of the method based on the calculation of the correlation function of the compared images by an order of magnitude. The mean absolute error of correct positioning using the proposed method ranges from 0.109 to 0.153. The proposed algorithm can be used by developers of navigation systems for small-sized unmanned aerial vehicles due to its low resource requirements while maintaining a level of accuracy sufficient in the context of solving problems of orientation on the terrain. Devices realizing the proposed orientation algorithm have better energy and mass-size characteristics.

Keywords

image identification, singular matrix decomposition, immunocomputing, drone navigation

For citation: Zikratov I.A., Belyaev P.U., Neverov E.A. Algorithm for navigation on the terrain of unmanned aerial vehicles with machine vision. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2024, vol. 24, no. 5, pp. 726–737 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-5-726-737

Введение

В настоящее время задача навигации беспилотных транспортных средств успешно решается в условиях уличной городской среды, а также внутри помещений, когда основными паттернами для извлечения информации служат дорожные знаки, светофоры и разметка. На загородных участках местности, где беспилотные летательные аппараты (БЛА) привлекаются для разведывательно-поисковых, спасательных, сельскохозяйственных и других видов работ, их навигация отличается от навигации в городских условиях из-за частичного или полного отсутствия навигационной инфраструктуры в районе применения БЛА [1]. Традиционный подход к обеспечению навигации БЛА в такой ситуации — использование системы спутниковой навигации, например ГЛОНАСС или GPS [2]. Преимуществом спутниковой навигации является достаточная точность определения местоположения на открытой местности и глобальный охват благодаря большому количеству спутников. Однако к существенному недостатку системы спутниковой навигации можно отнести большую зависимость от влияния дестабилизирующих факторов естественного и искусственного происхождения.

Альтернативный подход заключается в применении средств машинного зрения для осуществления навигации БЛА. Обзор и классификация методов построения корреляционных экстремальных систем приведен в работах [3–5], а в [6, 7] приведены примеры такого решения. В [6] предложено использовать метод RANSAC для выделения плоскостей, а также геометрических и семантических объектов в дальнометрических изображениях. Метод может быть применен в условиях открытой местности, при условии достаточного количества навигационных ориентиров. В [7] представлен метод, основанный на обработке информации топологических карт. Применение данного подхода направлено на извлечение и последующую классификацию навигационных признаков, которые послужат решению задачи определения местоположения БЛА. В работах [8–10] предложено использование стереозрения для создания карты нахождения БЛА в окружающей среде с последующей сегментацией в режиме реального времени. Такой подход применим в задачах маршрутизации при наличии препятствий.

При выборе направления исследования отмечено, что для малоразмерных БЛА существуют объективные ограничения на применение ряда методов. В пер-

вую очередь к таким ограничениям следует отнести массогабаритные и, как следствие, энергетические. Ввиду небольшой емкости аккумуляторов время полета современных БЛА составляет десятки минут. На это время влияют как внешние неконтролируемые факторы (температура, влажность и т. п.), так и контролируемые факторы. К контролируемым факторам можно отнести тип батареи и энергоэффективность бортовых потребителей — двигателей, бортовых вычислительных устройств, навигационного и иного оборудования.

Следовательно, для выполнения БЛА своей основной задачи — повышения радиуса действия и полезной грузоподъемности — требуется минимизировать расход энергии бортовыми вычислительными устройствами. Помимо всего прочего это достигается использованием «энергосберегающих» алгоритмов работы бортового оборудования, в том числе систем компьютерного зрения.

Таким образом, задача, решаемая в настоящей работе, заключается в разработке алгоритма анализа изображения, имеющего меньшую, по сравнению с известными, вычислительную сложность, и, как следствие, наибольшее быстродействие. При этом точность алгоритма должны быть достаточной для практического применения.

В работе приняты следующие допущения и ограничения:

- смоделирован «полет» БЛА на одной высоте;
- размеры «скользящего» окна и «наблюдаемого» фрагмента поверхности совпадали (в пикселах);
- предполагалось, что линия визирования камеры БЛА была нормальной к поверхности;
- фотоснимки для «эталонного» и «наблюдаемого» изображений сделаны в одно время года (лето).

Распознавание образов на основе иммунокомпьютинга

Пусть в запоминающем устройстве БЛА имеется «эталонное» цифровое представление местности, над которой выполняется полет. Тогда в бортовом вычислительном устройстве БЛА осуществляется последовательное сравнение текущего изображения участка местности, получаемое в онлайн-режиме с бортовых видеокамер, с эталонным цифровым изображением в запоминающем устройстве. При превышении величины, характеризующей «похожесть» изображений определенного порога, принимается решение об идентичности сравниваемых изображений, и фиксируются координаты текущего участка цифровой карты, соответствующие этому событию.

Для определения географического положения на основе сопоставления изображений, зафиксированных оптическими системами БЛА, с эталонным изображением со спутника используются различные методы. С помощью применения методов можно получить хорошее быстродействие, однако, существует проблема с оптимизацией информации, хранимой непосредственно в запоминающем устройстве БЛА.

Для БЛА средних и больших размеров, имеющих мощные бортовые энергоустановки, используются ме-

тоды на основе нейронных сетей [11–14], где основные паттерны местности хранятся в заранее обученной модели.

В то же время существуют методы решения задачи распознавания образов, основанные на концепции иммунокомпьютинга [15–19]. Математический аппарат иммунокомпьютинга основан на сингулярном разложении матриц (Singular Value Decomposition, SVD).

В общем случае любая матрица $\mathbf{A}$ вещественных чисел размерностью $m \times n$ может быть представлена с помощью сингулярного разложения вида:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T. \quad (1)$$

В результате получаются три матрицы. Столбцы матриц $\mathbf{U}$ ($m \times m$) и $\mathbf{V}$ ($n \times n$) содержат левые и правые сингулярные векторы, вектор $\mathbf{S}$ — сингулярные числа. Столбцы матрицы $\mathbf{U}$ являются ортонормированными собственными векторами матрицы $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$, а квадраты сингулярных чисел $\mathbf{S} = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_m)$ — ее ортонормированными собственными числами. Также столбцы матрицы $\mathbf{V}$ являются ортонормированными собственными векторами матрицы $\mathbf{A}^T\mathbf{A}$, а квадраты сингулярных чисел — ее собственными числами.

SVD широко используется в машинном обучении и распознавании образов, при построении рекомендательных систем и прогнозных моделей для снижения размерности данных, аппроксимации данных методом наименьших квадратов и снижения влияния информационных шумов [20–23]¹. Отличительной особенностью иммунокомпьютинга по сравнению с методом главных компонент является его вычислительная простота. Так, например, в иммунокомпьютинге нет необходимости вычислять матрицу ковариаций и производить другие вспомогательные расчеты, так как на вход алгоритма поступают «сырые» матрицы данных.

Общий подход у всех перечисленных методов к построению систем идентификации объектов заключается в построении настраиваемой модели той или иной структуры, параметры которой могут меняться. Разность величин объекта и настраиваемой модели образует невязку, которая определяет степень близости объектов друг к другу.

Согласно теории иммунокомпьютинга, левые и правые сингулярные вектора содержат атрибуты объектов обучающей выборки. В связи с этим в качестве меры невязки для определения связи между объектами $\mathbf{A}$ и $\mathbf{M}$ вводится понятие энергии связи, которое используется в качестве аналога расстояния между объектами. Вычислим энергию связи между двумя объектами [15]:

$$\omega = -\mathbf{U}^T\mathbf{M}\mathbf{V}. \quad (2)$$

Класс, к которому принадлежит входной образ $\mathbf{M}$, определяется минимальным значением энергии связи:

$$\omega_{\min} = \min(\omega).$$

¹ Фундаментальный пакет для научных вычислений на языке Python NumPy [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.linalg.svd.html> (дата обращения: 16.05.2024).

Для задачи определения географического положения на основе сопоставления «наблюдаемого» и «эталонного» изображений в данной работе предложен следующий алгоритм реализации концепции иммунокомпьютинга. Алгоритм содержит два этапа: предварительной обработки эталонного изображения и сканирования карты местности методом «скользящего» окна. Этапы представляют собой последовательность и связаны друг с другом.

Этап предварительной обработки эталонного изображения

Рассмотрим спутниковые фотографии одного и того же участка местности, сделанные в разное время разными космическими аппаратами (рис. 1). В качестве карты местности выбрана область на северо-западе Санкт-Петербурга. Импорт изображений осуществлен с сервисов Google.Maps и Яндекс.Карты. Фотографии отличаются друг от друга масштабом, цветом и уровнем детализации паттернов. Значительная часть местности покрыта лесным массивом, не имеющим каких-либо идентификационных элементов. При моделировании работы алгоритма одно изображение использовалось в качестве «эталонного», которое содержится в запоминающем устройстве БЛА. Другое — в качестве «наблюдаемого» изображения из камеры БЛА. С целью снижения размерности вычислений на этом этапе осуществляется преобразование пикселей изображения из цветного формата представления к оттенкам серого. Для этого использована известная формула [24]:

$$Y' = 0,2989R + 0,5870G + 0,1140B. \tag{3}$$

Для выравнивания значений интенсивности пикселей выполнена стандартная операция нормализации массивов изображений:

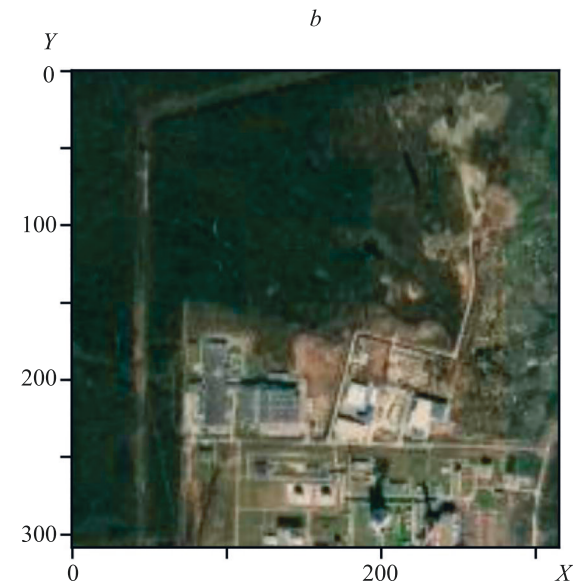
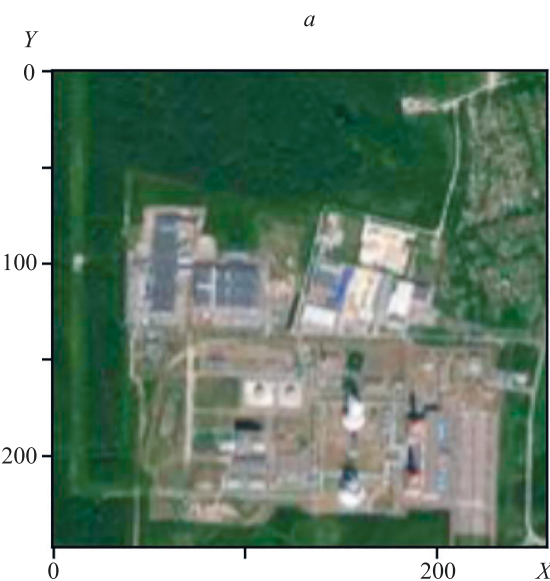


Рис. 1. «Эталонный» (a) и «наблюдаемый» (b) участки местности.
Размеры рисунков в пикселях
Fig. 1. “Reference” (a) and “observed” (b) terrain plots (image sizes in pixels)

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}. \tag{4}$$

Результат преобразования изображений по формулам (3) и (4) представлен на рис. 2. После предобработки в качестве «эталонной» карты местности в запоминающем устройстве БЛА выбрано изображение, импортированное и преобразованное в монохромное из сервиса Google.Maps. В качестве имитации «наблюдаемого» изображения с борта «летающего» БЛА использовано окно, представляющее собой фрагмент изображения размера $m \times n$, импортированного из сервиса Яндекс.Карты.

Этап сканирования карты местности методом «скользящего» окна

На этапе сканирования карты местности выполнена следующая итерационная процедура [15]. Шаг 1. Выбор текущего начального участка на «эталонной» карте местности, размеры которого совпадают с размером изображения, «наблюдаемого» бортовыми средствами БЛА. Значения пикселей этого участка после их преобразования по формулам (3) и (4) записаны в матрицу **A**. Шаг 2. По формуле (1) выполнено сингулярное разложение матрицы **A**, и запоминание тех столбцов матрицы **U** и **V^T**, которые соответствуют максимальному сингулярному числу вектора **S**. Операция сингулярного разложения осуществлена с использованием соответствующей функции библиотеки NumPy языка Python¹. Так, например, матрицы **U** и **V^T**, полученные в результате SVD-матрицы значений пикселей, соот-

¹ numpy.linalg.svd [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.linalg.svd.html> (дата обращения: 10.07.2024).

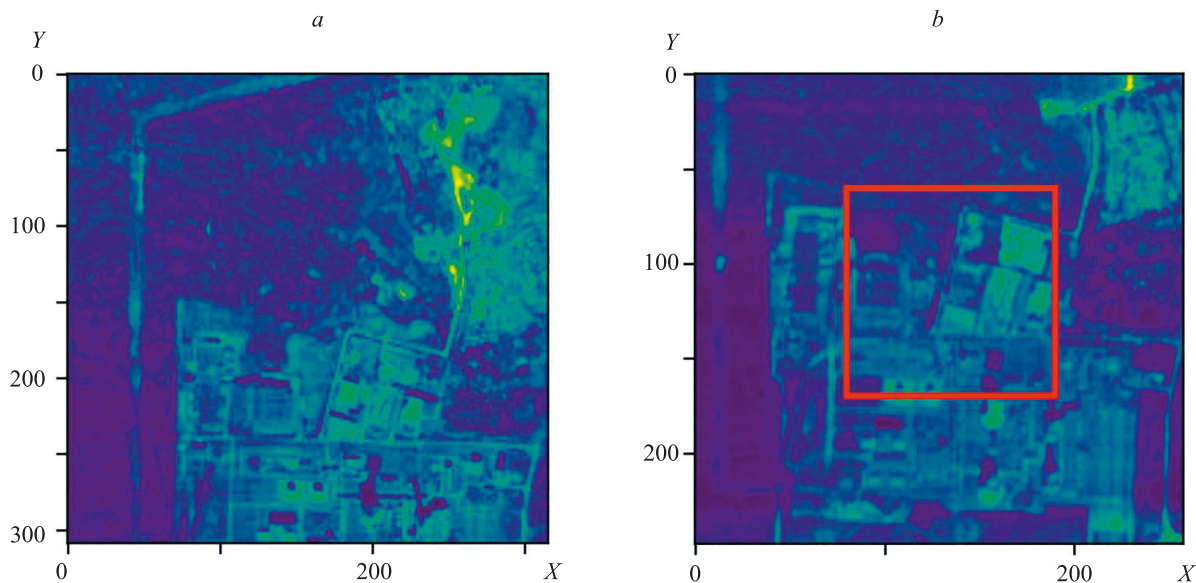


Рис. 2. «Эталонный» (a) и «наблюдаемый» (b) участки местности после нормализации изображений. Красным прямоугольником отмечен фрагмент местности, «наблюдаемый» беспилотным летательным аппаратом в текущий момент времени. Размеры рисунков в пикселах

Fig. 2. “Reference” (a) and “observed” (b) terrain areas after image normalization (image sizes in pixels)

ветствующей выделенному фрагменту изображения 90×90 пикселей на рис. 2, имеют вид:

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} -0,08796 & \dots & 0,05652 \\ -0,08988 & \dots & 0,03449 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -0,12707 & \dots & 0,29215 \\ -0,12587 & \dots & -0,12200 \end{pmatrix},$$
$$\mathbf{V}^T = \begin{pmatrix} -0,22499 & \dots & 0,15026 \\ 0,20534 & \dots & 0,09593 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,00293 & \dots & -0,05942 \\ 0,14370 & \dots & -0,07863 \end{pmatrix}.$$

Значения вектора $\mathbf{S}$ представлены на рис. 3.

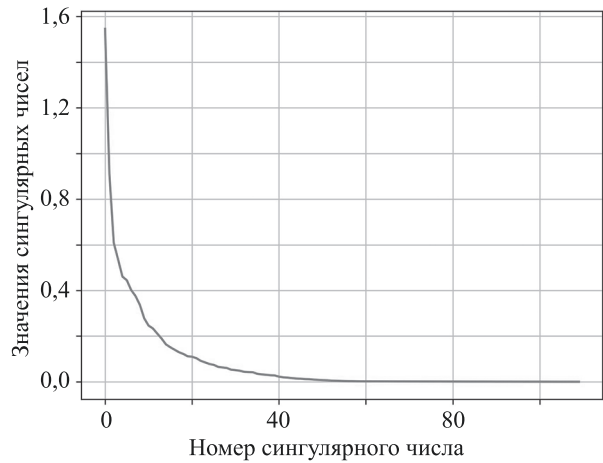


Рис. 3. Сингулярные числа вектора $\mathbf{S}$
Fig. 3. Singular numbers of vector $\mathbf{S}$

Как видно из рис. 3, максимальное значение имеет первое сингулярное число вектора $\mathbf{S}$, поэтому, в соответствии с формулой (2), необходимо использовать вектор-строку $-\mathbf{U}_1^T$ и вектор-столбец $\mathbf{V}_1$. Для рассматриваемого примера они имеют вид:

$$-\mathbf{U}_1^T = [0,08796, 0,08998, \dots, 0,12707, 0,12587];$$
$$\mathbf{V}_1 = \begin{bmatrix} -0,22449 \\ -0,23216 \\ \dots \\ 0,13970 \\ 0,15026 \end{bmatrix}.$$

Шаг 3. Вычисление энергии связи ω_i по формуле (2). Здесь $i = \overline{1, K}$, где K — количество «скользящих окон», т. е. фрагментов «эталонной» карты местности, сравниваемых с «наблюдаемым» изображением. В качестве матрицы $\mathbf{M}$ в формуле (1) использована матрица, содержащая значения пикселей «наблюдаемого» изображения, после их преобразования по формулам (3) и (4).

Шаг 4. Запоминание значения энергии связи ω_i i -го участка местности и соответствующих этому участку координат на «эталонной» карте местности.

Шаг 5. Повторение шагов 2–3 до тех пор, пока «скользящее» окно не достигнет конца «эталонной» карты.

Шаг 6. Поиск минимального значения энергии связи $\omega_{\min} = \omega_i$, нахождение которого свидетельствует, что i -й участок на «эталонной» карте имеет максимальное сходство с «наблюдаемым» изображением, описываемым матрицей $\mathbf{M}$.

Результаты экспериментов

Работоспособность предлагаемого алгоритма проверена путем имитационного моделирования. В качестве

исходных данных использовались «эталонное» и «наблюдаемое» изображения на рис. 2.

Выполнен сравнительный анализ полученных результатов с известным методом определения похожести изображения, основанном на вычислении коэффициента корреляции Пирсона между двумя массивами X и Y :

$$r(X, Y) = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}}.$$

При сравнении методов проведена оценка точности и быстродействия предлагаемого алгоритма на основе иммунокомпьютинга в сравнении с алгоритмом на основе корреляции Пирсона.

Оценка точности алгоритмов

Рассмотрим две противоположные ситуации.

Ситуация 1. В качестве «наблюдаемого» изображения выбран участок местности без видимых паттернов (рис. 4).

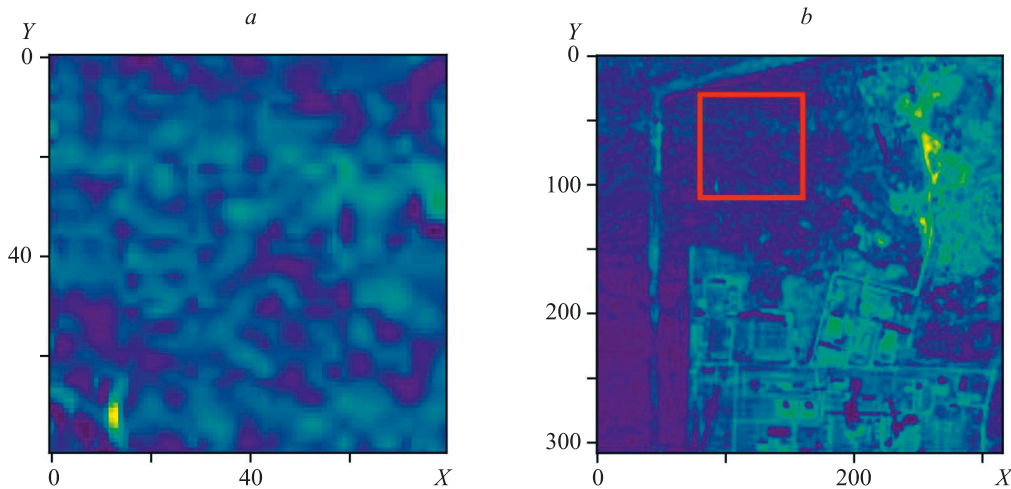


Рис. 4. Ситуация 1. «Наблюдаемый» беспилотным летательным аппаратом участок местности (a) и его текущее местоположение на карте (b).
Красным прямоугольником отмечен фрагмент местности, «наблюдаемый» аппаратом в текущий момент времени. Размеры рисунков в пикселах

Fig. 4. Situation 1. The area of “observed” terrain by UAV (a) and its current location on the map (b) (image sizes in pixels)

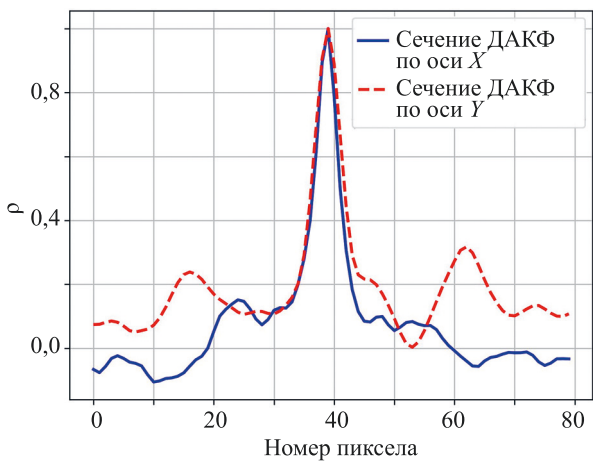


Рис. 5. Двумерная автокорреляционная функция (ДАКФ) изображения участка местности без видимых паттернов
Fig. 5. STDAF image of an area of terrain with no visible patterns

В ситуации 1 имитируется полет БЛА над лесным массивом, не имеющим дорог, рек, строений и других объектов — «блестящих точек».

Сечения двумерной автокорреляционной функции текущего участка показаны на рис. 5, где представлено нормированное значение двумерной автокорреляционной функции (ρ) по пикселах. Как видно из рисунка, радиус корреляции по уровню 0,5 равен 7 пикселах.

Результаты вычисления коэффициента корреляции и энергии связи между «наблюдаемым» участком M и текущими участками (матрицей A) на «эталонной» карте представлены на рис. 6.

«Скользящее» окно перемещалось по изображению местности через каждые два пиксела. Таким образом, перекрытие окон размером 90×90 пикселей составило более 97 %. Как следует из результатов, максимальное значение коэффициента корреляции принадлежит «скользящему» окну номер 9430, минимальное значение энергии связи — 11 935. Местоположение этих

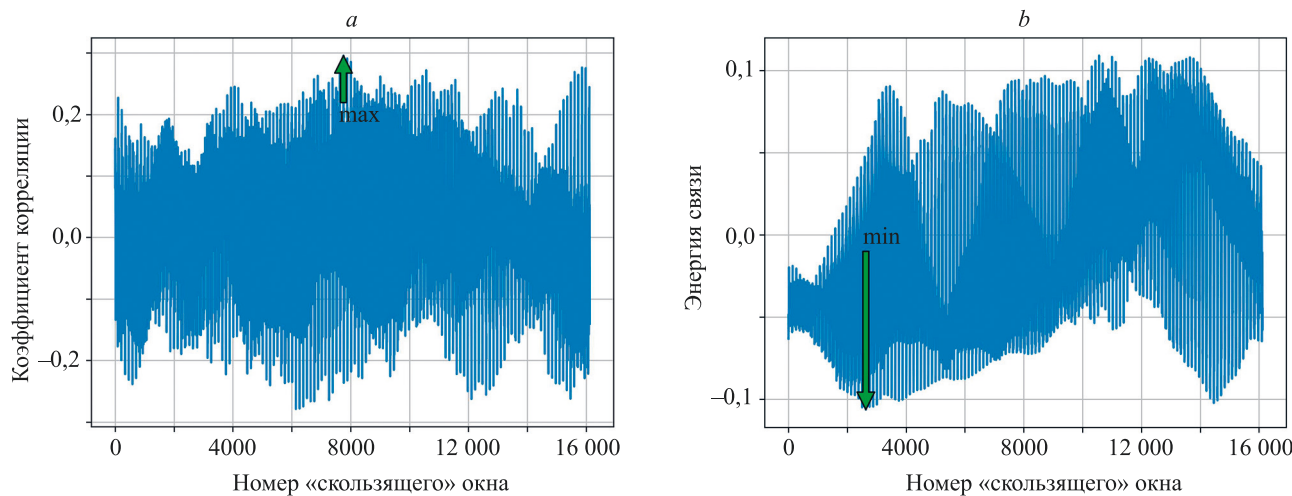


Рис. 6. Ситуация 1. Результаты вычисления коэффициента корреляции r (a) и энергии связи ω (b) при перемещении «скользящего» окна

Fig. 6. Situation 1. Results of calculation of (a) correlation coefficient r and (b) linking energy when moving the «sliding» window

окон (рис. 7) не соответствуют местоположению «наблюдаемого» участка (рис. 4).

Как видно из рис. 7, в отсутствие паттернов на местности оба алгоритма не способны определить местоположение «наблюдаемого» участка.

Ситуация 2. На «наблюдаемом» участке присутствуют паттерны.

На рис. 8 имеются несколько строений и дорог, имеющих характерную конфигурацию. Радиус корреляции ситуации 2 по уровню 0,5 составил десятки пикселей (рис. 9).

В данной ситуации оба алгоритма показали одинаковый результат (рис. 10, 11).

Очевидно, что в условиях, когда явно видно конфигурацию и местоположение паттернов, предлага-

емый алгоритм не уступает по точности корреляции Пирсона.

Оценка точности алгоритмов осуществлена путем проведения вычислительного эксперимента. Для этого на «наблюдаемом» участке местности произвольно выбирались координаты текущего местоположения БЛА, и в соответствии с описанной итерационной процедурой осуществлялся расчет невязки фрагментов изображения на «наблюдаемой» и «эталонной» картах при различных размерах «скользящего» окна. В качестве «невязки» использовался широко используемый в регрессионном анализе параметр MAE (Mean Absolute Error, средняя абсолютная ошибка) — оценка того, насколько близки предсказания к фактическим значениям. Эта метрика менее чувствительна к выбросам и может

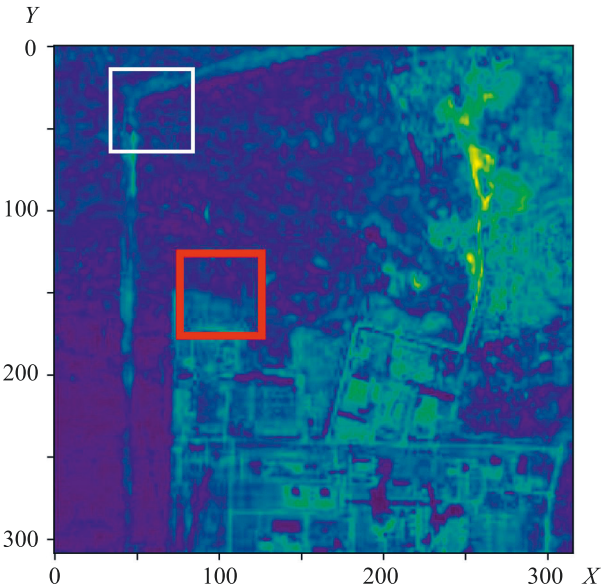


Рис. 7. «Эталонная» карта. Результат работы алгоритмов для ситуации 1.

Красным цветом обозначен участок, определенный в качестве местоположения беспилотным летательным аппаратом с использованием корреляции Пирсона, белым — с использованием энергии связи. Размеры рисунков в пикселах

Fig. 7. «Reference» map. The result of the algorithms for situation 1 (image sizes in pixels)

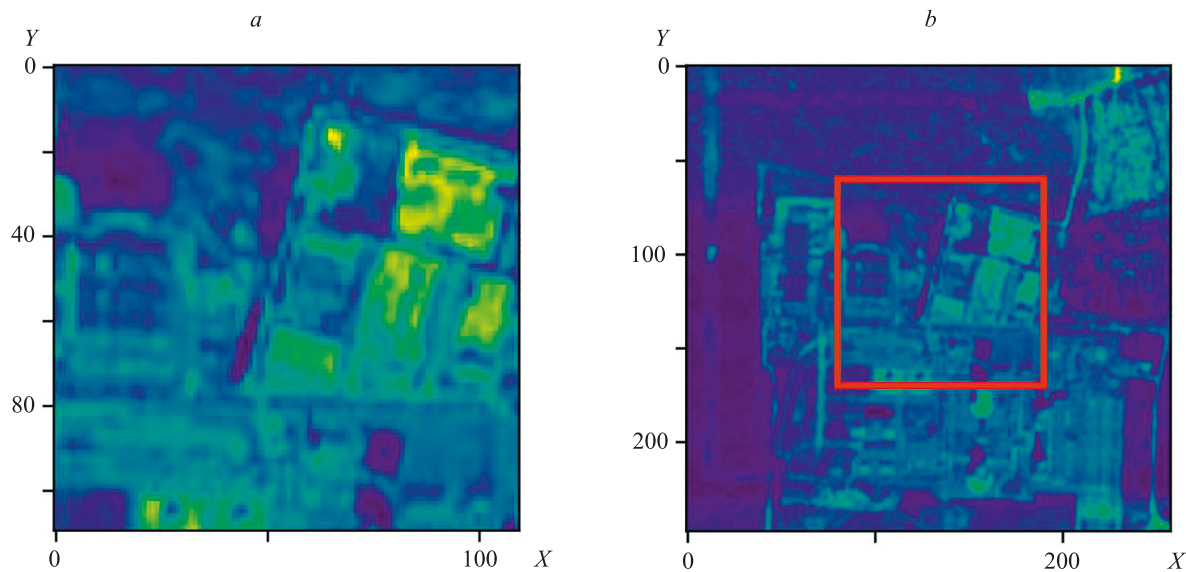


Рис. 8. Ситуация 2. «Наблюдаемый» беспилотным летательным аппаратом участок местности (а) и его текущее местоположение на карте (b).
Красным прямоугольником отмечен фрагмент местности, «наблюдаемый» беспилотным летательным аппаратом в текущий момент времени. Размеры рисунков в пикселах

Fig. 8. Situation 2. The area of the “observed” terrain by UAV and its current location on the map (image sizes in pixels)

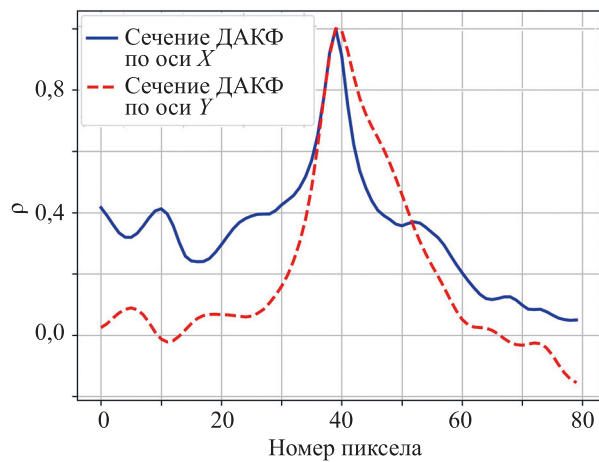


Рис. 9. Двумерная автокорреляционная функция (ДАКФ) изображения участка местности с «наблюдаемыми» паттернами
Fig. 9. STDAF of the image of a terrain section with “observed” patterns

дать общее представление о качестве модели. В данном случае показатель MAE характеризует насколько точно на эталонном изображении найдено «наблюдаемое».

Оценка осуществлялась по результатам 1000 испытаний, для ситуаций 1 и 2 с радиусом корреляции от единиц до десятков пикселей. Средние значения представлены в табл. 1.

Из расчетов следует, что с увеличением размеров наблюдаемой БЛА области результаты иммунокомпьютинга и корреляции Пирсона сближаются.

Следует отметить, что существуют более совершенные алгоритмы оценки точности совмещения изображений, например в работе [25], которые требуют адаптации к рассматриваемой задаче.

Таблица 1. Средняя абсолютная ошибка определения местоположения БЛА при различных размерах «скользящего» окна
Table 1. Mean absolute error of UAV location at different “sliding” window sizes

Алгоритм	Размер окна, пикселей		
	70 × 70	80 × 80	90 × 90
Корреляция Пирсона	0,153	0,130	0,128
Иммунокомпьютинг	0,109	0,121	0,138

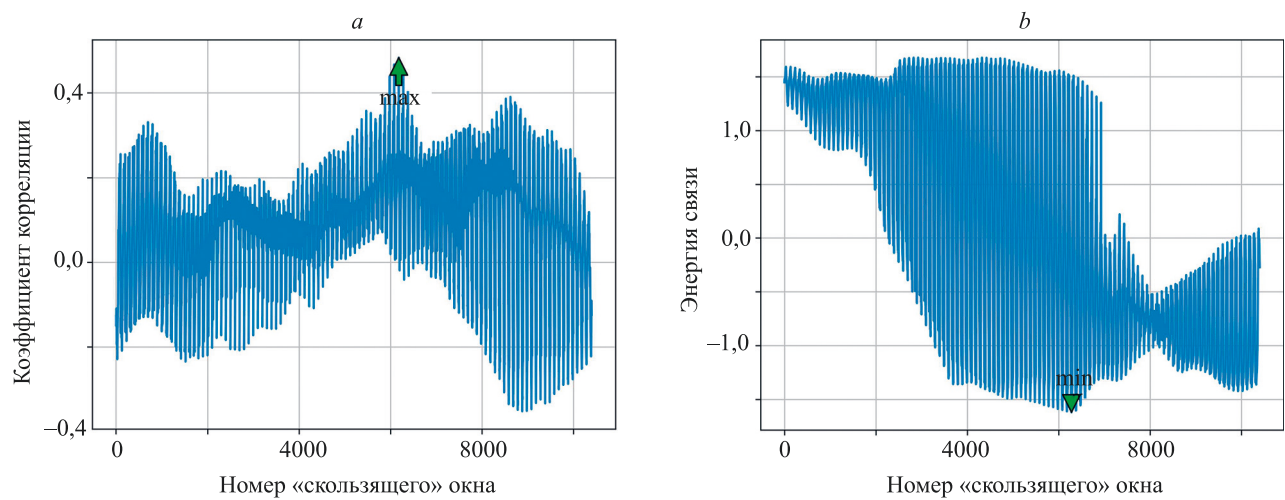


Рис. 10. Ситуация 2. Результаты вычисления: коэффициента корреляции r (a) и энергии связи ω (b) при перемещении «скользящего» окна

Fig. 10. Situation 2. Results of calculation of (a) correlation coefficient r and (b) linking energy ω when moving the “sliding” window

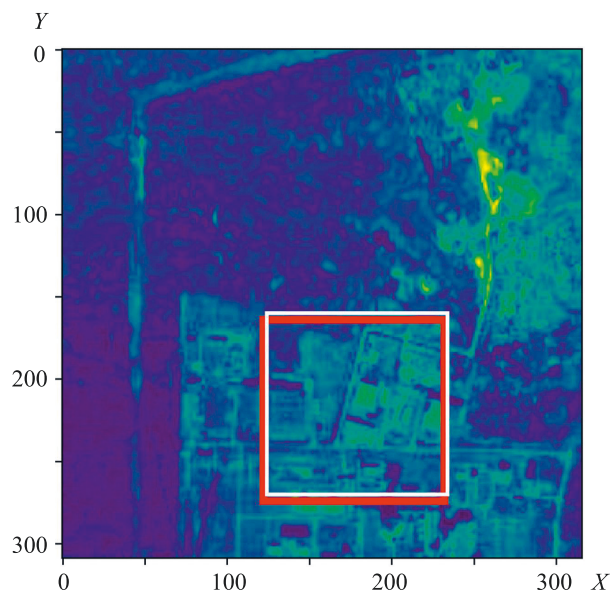


Рис. 11. «Эталонная» карта. Результат работы алгоритмов для ситуации 2.

Красным цветом обозначен участок, определенный в качестве местоположения беспилотным летательным аппаратом с использованием корреляции Пирсона, белым — с использованием энергии связи. Размеры рисунков в пикселах.

Fig. 11. “Reference” map. The result of the algorithms for situation 2 (image sizes in pixels)

Оценка быстродействия алгоритмов

Оценка быстродействия алгоритмов выполнена для трех размеров окон: 40×40 , 70×70 и 100×100 пикселей. Использован процессор Intel(R) Core(TM) i3-6300 CPU @ 3.80 GHz. Расчет осуществлен при условии, что в оперативной памяти уже загружено «эталонное» изображение местности, а также необходимые для расчета переменные и константы. Фиксировалось время начала вычисления функции невязки при начальном положении «скользящего» окна, и время достижения «скользящего» окна конечного положения на изображении. Результаты приведены в табл. 2.

Как следует из результатов оценки, быстродействие предлагаемого алгоритма меньше, чем при вычислении корреляционной функции. Это объясняется большим количеством операций, а именно — необходимостью сингулярного разложения каждой матрицы пикселей «скользящего» окна.

Однако эти операции могут быть выполнены заблаговременно, на этапе предполетной подготовки БЛА (ситуация 3). Тогда в запоминающем устройстве БЛА будет загружено не цифровое изображение местности после операций монохроматизации и нормировки (рис. 2), а значения левых и правых сингулярных векторов $-U_1^T$ и V_1 , вычисленных для каждого дискретного

Таблица 2. Оценка быстродействия алгоритмов при загруженном «эталонном» изображении, с
Table 2. Evaluation of algorithms performance with loaded “reference” image

Алгоритм	Размер окна, пикселей		
	40 × 40	70 × 70	100 × 100
Корреляция Пирсона	20,9	31,6	46,9
Иммунокомпьютинг	23,8	36,0	52,7

Таблица 3. Оценка быстродействия алгоритмов при загруженных сингулярных векторах, с
Table 3. Evaluation of algorithms performance under loaded singular vectors, in s

Алгоритм	Размер окна, пикселей		
	40 × 40	70 × 70	100 × 100
Корреляция Пирсона	20,9	31,6	46,9
Иммунокомпьютинг	0,91	2,12	2,70

положения «скользящего» окна. Результаты расчетов для ситуации 3 представлены в табл. 3.

Из результатов расчетов следует, что предобработка эталонного изображения позволила на порядок увеличить быстродействие алгоритма иммунокомпьютинга. Так при размерах окна 100 × 100 пикселей, быстродействие алгоритма составляет единицы секунд. На практике это позволяет в процессе полета более часто осуществлять навигацию БЛА без существенных вычислительных затрат.

Заключение

Таким образом, результаты исследования показывают, что использование предлагаемого алгоритма в

навигационных системах позволяет в ряде случаев обеспечить навигацию беспилотным летательным аппаратом на местности на основе методов компьютерного зрения. Для этого топопривязку необходимо осуществлять в тех районах, которые имеют визуально различимые паттерны — дороги, реки, строения, населенные пункты и т. п. При этом, по сравнению с известными методами, предложенный алгоритм обладает высоким быстродействием при сопоставимой точности, и, как следствие, обеспечивается энергоэффективность бортовых устройств беспилотным летательным аппаратом.

Дальнейшие исследования будут направлены на снятие описанных в работе ограничений.

Литература

1. Кабалдин Ю.Г., Киселёв А.В., Шатагин Д.А. Концепция разработки маршрута движения беспилотного транспортного средства в условиях Арктики // Евразийский Союз Ученых. 2016. № 31-1. С. 63–66.

2. Wells D., Beck N. Guide to GPS positioning. Canadian GPS Assoc, 1987. 600 p.

3. Бочкарев А.М. Корреляционно-экстремальные системы навигации // Зарубежная радиоэлектроника. 1981. № 9. С. 28–53.

4. Белоглазов И.Н., Тарасенко В.П. Корреляционно-экстремальные системы. М.: Советское радио, 1974. 392 с.

5. Тарасенко В.П., Тимофеев А.В. Доверительное оценивание точности совмещения в корреляционно-экстремальных системах // Автометрия. 1990. № 4. Р. 106–111.

6. Казьмин В.Н., Носков В.П. Выделение геометрических и семантических объектов в дальнометрических изображениях для навигации роботов и реконструкции внешней среды // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2015. № 10(171). С. 71–83.

7. Marinho L.B., Rebouças Filho P.P., Almeida J.S., Souza J.W.M., Souza Jr A.H., de Albuquerque V.H.C. A novel mobile robot localization approach based on classification with rejection option using computer vision // Computers & Electrical Engineering. 2018. V. 68. P. 26–43. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.03.047>

8. Murray D., Little J.J. Using real-time stereo vision for mobile robot navigation // Autonomous Robots. 2000. V. 8. N 2. P. 161–171. <https://doi.org/10.1023/A:1008987612352>

9. Lulio L.C., Tronco M.L., Porto A.J.V. JSEG-based image segmentation in computer vision for agricultural mobile robot navigation // Proc. of the IEEE International Symposium on

References

1. Kabaldin Iu.G., Kiselev A.V., Shatagin D.A. The concept of developing a route for an unmanned vehicle in the Arctic conditions. Eurasian Union of Scientists, 2016, no. 31-1, pp. 63–66. (in Russian)

2. Wells D., Beck N. Guide to GPS positioning. Canadian GPS Assoc, 1987, 600 p.

3. Bochkarev A.M. Correlation extreme navigation systems. Zarubezhnaya radioelektronika, 1981, no. 9, pp. 28–53. (in Russian)

4. Beloglazov I.N., Tarasenko V.P. Correlation Extreme Systems. Moscow, Sovetskoe Radio Publ., 1974, 392 p. (in Russian)

5. Tarasenko V.P., Timofeev A.V. Confidence estimation of registration precision in correlation-extreme systems. Avtometriya, 1990, no. 4, pp. 106–111. (in Russian)

6. Kazmin V.N., Noskov V.P. Detecting geometric and semantic objects in range image for robot navigation and environment reconstruction. Izvestiya SFedU. Engineering Sciences, 2015, no. 10(171), pp. 71–83. (in Russian)

7. Marinho L.B., Rebouças Filho P.P., Almeida J.S., Souza J.W.M., Souza Jr A.H., de Albuquerque V.H.C. A novel mobile robot localization approach based on classification with rejection option using computer vision. Computers & Electrical Engineering, 2018, vol. 68, pp. 26–43. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.03.047>

8. Murray D., Little J.J. Using real-time stereo vision for mobile robot navigation. Autonomous Robots, 2000, vol. 8, no. 2, pp. 161–171. <https://doi.org/10.1023/A:1008987612352>

9. Lulio L.C., Tronco M.L., Porto A.J.V. JSEG-based image segmentation in computer vision for agricultural mobile robot navigation. Proc. of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation — (CIRA), 2009, pp. 240–245. <https://doi.org/10.1109/cira.2009.5423201>

- Computational Intelligence in Robotics and Automation — (CIRA). 2009. P. 240–245. <https://doi.org/10.1109/cira.2009.5423201>
10. Hussein A., Marin-Plaza P., Martin D., de la Escalera A., Armingol J.M. Autonomous off-road navigation using stereo-vision and laser-rangefinder fusion for outdoor obstacles detection // *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. 2016. P. 104–109. <https://doi.org/10.1109/ivs.2016.7535372>
 11. Sozzi M., Kayad A., Marinello F., Taylor J., Tisseyre B. Comparing vineyard imagery acquired from Sentinel-2 and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) platform // *OENO One*. 2020. V. 54. N 2. P. 189–197. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.1.2557>
 12. Pastonchi L., Di Gennaro S.F., Toscano P., Matese A. Comparison between satellite and ground data with UAV-based information to analyse vineyard spatio-temporal variability: This article is published in cooperation with the XIIIth International Terroir Congress November 17-18, 2020, Adelaide, Australia. Guest editors: Cassandra Collins and Roberta De Bei // *OENO One*. 2020. V. 54. N 4. P. 919–934. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.4.4028>
 13. Lu Z., Liu F., Lin X. Vision-based localization methods under GPS-denied conditions // *arXiv*. 2022. arXiv:2211.11988. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.11988>
 14. Lu K., Xu R., Li J., Lv Y., Lin H., Liu Y. A vision-based detection and spatial localization scheme for forest fire inspection from UAV // *Forests*. 2022. V. 13. N 3. P. 383. <https://doi.org/10.3390/f13030383>
 15. Tarakanov A., Skormin V., Sokolova S. *Immunocomputing: Principles and Applications*. New York, NY: Springer, 2003. 193 p.
 16. Tarakanov A., Nicosia G. Foundations of immunocomputing // *Proc. of the IEEE Symposium on Foundations of Computational Intelligence*. 2007. P. 503–508. <https://doi.org/10.1109/foci.2007.371519>
 17. Tarakanov A.O. Mathematical models of intrusion detection by an intelligent immunochip // *Communications in Computer and Information Science*. 2013. V. 1. P. 308–319. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73986-9_26
 18. Соломатин А.Ю., Зикратов И.А. Метод идентификации человека по изображению лица в системах видеонаблюдения на основе научно-методического аппарата иммунокомпьютинга // *Информация и космос*. 2015. № 2. С. 47–51.
 19. Соломатин А.Ю., Люберт А.С., Зикратов И.А. Идентификация движущегося человека в системах видеонаблюдения // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2014. № 4(92). С. 124–131.
 20. Губин А.Н., Литвинов В.Л., Филиппов Ф.В. Использование метода главных компонент для распознавания графических объектов // *Труды учебных заведений связи*. 2016. Т. 2. № 3. С. 27–31.
 21. Litvinov V.L., Kozlova L.P., Filippov F.V. The use of a matrix decompositions for dimension reduction of training sample // *Proc. of the IEEE II International Conference on Control in Technical Systems (CTS)*. 2017. P. 282–284. <https://doi.org/10.1109/CTS.2017.8109546>
 22. Alieva O., Gangan E., Ilyushin E., Kachalin A. Automatic evaluation of recommendation models // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2020. Т. 16. № 2. С. 398–406. <https://doi.org/10.25559/SITITO.16.202002.398-406>
 23. Минин А.С. Применение сингулярного разложения для понижения размерности в анализе данных // *Тенденции развития науки и образования*. 2023. № 99-7. С. 55–58. <https://doi.org/10.18411/tmio-07-2023-377>
 24. Studio encoding parameters of digital television for standard 4: 3 and wide-screen 16: 9 aspect ratios: Recommendation ITU-R BT.601-7 (03/2011).
 25. Тимофеев А.В. Инвариантный к линейным конформным преобразованиям алгоритм обнаружения размытого изображения целевого объекта малого размера // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2021. Т. 21. № 2. С. 206–224. <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2021-21-2-206-224>
 10. Hussein A., Marin-Plaza P., Martin D., de la Escalera A., Armingol J.M. Autonomous off-road navigation using stereo-vision and laser-rangefinder fusion for outdoor obstacles detection. *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2016, pp. 104–109. <https://doi.org/10.1109/ivs.2016.7535372>
 11. Sozzi M., Kayad A., Marinello F., Taylor J., Tisseyre B. Comparing vineyard imagery acquired from Sentinel-2 and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) platform. *OENO One*, 2020, vol. 54, no. 2, pp. 189–197. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.1.2557>
 12. Pastonchi L., Di Gennaro S.F., Toscano P., Matese A. Comparison between satellite and ground data with UAV-based information to analyse vineyard spatio-temporal variability: This article is published in cooperation with the XIIIth International Terroir Congress November 17-18, 2020, Adelaide, Australia. Guest editors: Cassandra Collins and Roberta De Bei. *OENO One*, 2020, vol. 54, no. 4, pp. 919–934. <https://doi.org/10.20870/oeno-one.2020.54.4.4028>
 13. Lu Z., Liu F., Lin X. Vision-based localization methods under GPS-denied conditions. *arXiv*, 2022, arXiv:2211.11988. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.11988>
 14. Lu K., Xu R., Li J., Lv Y., Lin H., Liu Y. A vision-based detection and spatial localization scheme for forest fire inspection from UAV. *Forests*, 2022, vol. 13, no. 3, pp. 383. <https://doi.org/10.3390/f13030383>
 15. Tarakanov A., Skormin V., Sokolova S. *Immunocomputing: Principles and Applications*. New York, NY, Springer, 2003, 193 p.
 16. Tarakanov A., Nicosia G. Foundations of immunocomputing. *Proc. of the IEEE Symposium on Foundations of Computational Intelligence*, 2007, pp. 503–508. <https://doi.org/10.1109/foci.2007.371519>
 17. Tarakanov A.O. Mathematical models of intrusion detection by an intelligent immunochip. *Communications in Computer and Information Science*, 2013, vol. 1, pp. 308–319. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73986-9_26
 18. Solomatin A.Y., Zikratov I.A. Method of person identification by the facial image in video surveillance system using scientific methods of immunocomputing. *Information and Space*, 2015, no. 2, pp. 47–51. (in Russian)
 19. Solomatin A.Yu., Lyubert A.S., Zikratov I.A. Moving person identification in video surveillance systems. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2014, no. 4(92), pp. 124–131. (in Russian)
 20. Gubin A., Litvinov V., Filippov F. Use of a principal component analysis for the recognition of the graphic objects. *Proceedings of Telecommunication Universities*, 2016, vol. 2, no. 3, pp. 27–31. (in Russian)
 21. Litvinov V.L., Kozlova L.P., Filippov F.V. The use of a matrix decompositions for dimension reduction of training sample. *Proc. of the IEEE II International Conference on Control in Technical Systems (CTS)*, 2017, pp. 282–284. <https://doi.org/10.1109/CTS.2017.8109546>
 22. Alieva O., Gangan E., Ilyushin E., Kachalin A. Automatic evaluation of recommendation models. *Modern information technologies and IT-education*, 2020, vol. 16, no. 2, pp. 398–406. (in Russian). <https://doi.org/10.25559/SITITO.16.202002.398-406>
 23. Minin A.S. Application of singular value decomposition to reduce dimensionality in data analysis. *Tendencii razvitiya nauki i obrazovaniya*, 2023, no. 99-7, pp. 55–58. (in Russian). <https://doi.org/10.18411/tmio-07-2023-377>
 24. Studio encoding parameters of digital television for standard 4: 3 and wide-screen 16: 9 aspect ratios. Recommendation ITU-R BT.601-7 (03/2011).
 25. Timofeev A.V. Detection of a small target object in blurry images affected by affine distortions. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 206–224. (in Russian). <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2021-21-2-206-224>

Авторы

Зикратов Игорь Алексеевич — доктор технических наук, профессор, декан, Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация, [sc 56321572700](https://orcid.org/0000-0001-9054-800X), <https://orcid.org/0000-0001-9054-800X>, igzikratov@yandex.ru

Authors

Igor A. Zikratov — D.Sc., Professor, Dean, The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation, [sc 56321572700](https://orcid.org/0000-0001-9054-800X), <https://orcid.org/0000-0001-9054-800X>, igzikratov@yandex.ru

Беляев Павел Юрьевич — аспирант, Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация, [sc 57224353414](https://orcid.org/0000-0001-5387-0622), <https://orcid.org/0000-0001-5387-0622>, monoe1337@gmail.com

Неверов Евгений Андреевич — аспирант, Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация, [sc 57224353038](https://orcid.org/0000-0003-0733-1294), <https://orcid.org/0000-0003-0733-1294>, datnever@ya.ru

Pavel U. Belyaev — PhD Student, The Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation, [sc 57224353414](https://orcid.org/0000-0001-5387-0622), <https://orcid.org/0000-0001-5387-0622>, monoe1337@gmail.com

Evgenii A. Neverov — PhD Student, The Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation, [sc 57224353038](https://orcid.org/0000-0003-0733-1294), <https://orcid.org/0000-0003-0733-1294>, datnever@ya.ru

Статья поступила в редакцию 29.05.2024
Одобрена после рецензирования 21.08.2024
Принята к печати 29.09.2024

Received 29.05.2024
Approved after reviewing 21.08.2024
Accepted 29.09.2024



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»