

Раздел III. Моделирование процессов и систем

УДК 621.396.969

DOI 10.18522/2311-3103-2021-2-120-129

В.А. Деркачев

МОДЕЛЬ РАССЕЯНИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ ОТ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

Рассматривается модель рассеяния радиолокационных сигналов от беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) мультироторного типа для формирования обучающих данных нейросетевого классификатора. В последнее время к изучению вопроса обнаружения и классификации малоразмерных беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) наблюдается повышенный интерес, который связан с развитием номенклатуры БПЛА в продаже и производстве. Помимо развития БПЛА увеличение производительности вычислителей позволило создавать классификаторы с использованием новых нейросетевых алгоритмов. Данная модель осуществляет формирование радиолокационных изображений, получаемых в результате отражения от беспилотного летательного аппарата радиолокационного сигнала с линейной частотной модуляцией с учетом конфигурации, характеристик, текущего местоположения и параметров полета наблюдаемого объекта. При расчете отраженного сигнала учитываются углы поворота БПЛА (тангажа, крена и рыскания), скорости полета, размера и местоположения винтов в текущей конфигурации БПЛА. Полученная модель может быть полезна для формирования обучающего набора классификатора беспилотных летательных аппаратов мультироторного типа, построенного с использованием сверточных нейронных сетей. Необходимость использования модели, формирующей данные для нейронной сети, обуславливается требованием к большому числу обучающих и верифицирующих выборок, а также большим разнообразием конфигураций беспилотных летательных аппаратов, что сильно увеличивает сложность и стоимость создания обучающего датасета с применением экспериментальных измерений. Помимо собственно обучения нейронной сети, данную модель можно применить для оценки возможности обнаружения и классификации различных видов мультироторных БПЛА, в разработке специализированной радиолокационной станции обнаружения данного вида объектов.

Математическая модель; беспилотные летательные аппараты; БПЛА; FMCW; дальностно-скоростной портрет; ДСП.

V.A. Derkachev

MODEL OF SCATTERING OF RADAR SIGNALS FROM UAV

In this article, a model of scattering of radar signals from unmanned aerial vehicles (UAVs) of a multi-rotor type is considered for the formation of training data for a neural network classifier. Recently, there has been an increased interest in studying the issue of detecting and classifying small unmanned aerial vehicles (UAVs), which is associated with the development of the UAV range in sales and production. In addition to the development of UAVs, an increase in the performance of computers made it possible to create classifiers using new neural network algorithms. This model generates radar images obtained as a result of the reflection of a chirp radar signal from an unmanned aerial vehicle, taking into account the configuration, characteristics, current location and flight parameters of the observed object. When calculating the reflected signal, the angles of rotation of the UAV (pitch, roll and yaw), flight speed, size and location of propellers in the current UAV configuration are taken into account. The resulting model can be useful for the formation of a training set of a classifier of unmanned aerial vehicles of a multi-rotor type, built

using convolutional neural networks. The need to use a model that generates data for a neural network is due to the requirement for a large number of training and verification samples, as well as a wide variety of configurations of unmanned aerial vehicles, which greatly increases the complexity and cost of creating a training dataset using experimental measurements. In addition to training the neural network itself, this model can be used to assess the detection and classification of various types of multi-rotor UAVs, in the development of a specialized radar station for detecting this type of objects.

Mathematical model; unmanned aerial vehicles; UAV; FMCW; range-speed portrait; RSP.

Введение. Одной из проблем классификации БПЛА с использованием радиолокации является выбор метода предварительной подготовки радиолокационных данных и методики построения классификатора.

Применение различных методов подготовки данных может давать различные результаты классификации, что связано с различным временным и частотным разрешением получаемых радиолокационных изображений. Одним из наиболее популярных методов анализа является применение выделения микроплеровской сигнатуры (MDS), формируемой вследствие вращения лопастей БПЛА мультироторного типа с высокой скоростью [1–9]. Данный метод состоит из двух этапов: преобразования принятых сигналов с использованием частотного-временного анализа и формирования представления сигнала, подходящего для извлечения данных. В большинстве источников для обработки полученных отраженных зондирующих сигналов применяется метод оконного преобразования Фурье (STFT) [4, 10–13]. Однако метод STFT не дает высокого разрешения радиолокационного изображения, поэтому в некоторых работах предложено использовать методы высокого частотно-временного разрешения, такие как MUSIC [14], сглаженного преобразования Вигнера-Вилля (SPWVD) [15] и итеративного адаптивного подхода (IAA) [16, 17]. Основной проблемой применения данных методов связано с высокой вычислительной сложностью, что, соответственно, приводит к малой применимости в устройствах классификации БПЛА в реальном масштабе времени. Другой методикой анализа данных может быть использование разложения по эмпирическим модам (EMD) [2, 18], однако применение данного метода может быть затруднено из-за возможного смешения мод и проблемы определения границ сигнала. Исходя из данных, полученных в проанализированных источниках, был осуществлен выбор типа обработки с использованием оконного преобразования Фурье и последующим формированием дальностно-скоростного портрета целевого объекта.

Основной задачей данной модели является формирование набора радиолокационных изображений для дальнейшего обучения классификатора, построенного на основе нейронной сети. Одной из проблем в использовании нейронных сетей является создание репрезентативных обучающих данных. Для создания данных можно использовать натурные измерения, однако для обучения требуются тысячи изображений одного БПЛА с разных ракурсов, что повышает трудозатратность и стоимость создания классификатора. Помимо этого, для классификации обычно используют несколько классов объектов, соответственно количество измерений увеличивается кратно. Одним из вариантов решения данной проблемы может быть создание имитационной модели рассеяния радиолокационного сигнала от БПЛА, что позволит создать большое количество радиолокационных изображений пригодных для обучения НС за сравнительно небольшой срок. Созданная модель достаточно гибкая и позволяет смоделировать различные ситуации, связанные с различным взаимным расположением объектов на радиосцене, а также имеет небольшое количество ограничений в конфигурациях моделируемых БПЛА.

Целью данной работы является разработка модели рассеяния радиоволн радиолокационной станции непрерывного излучения с частотной модуляцией от верхностей БПЛА.

Описание модели. Данная модель была построена с учетом нахождения приемника и передатчика РЛС в одной точке, для БПЛА допустимо изменение параметров местоположения без ограничений углов взаимного расположения БПЛА и РЛС, векторов скоростей БПЛА и скоростей вращения лопастей. Геометрия модели представлена на рис. 1. Для каждого отсчета времени производится вычисление координат (x_c, y_c, z_c) для центра БПЛА и (x_n, y_n, z_n) для двигателей, где n – номер двигателя. Угол φ_n – угол между плоскостями роторов двигателей и направлением на РЛС, где n – номер двигателя. Расстояние до центра БПЛА – r_c , а расстояния до двигателей БПЛА подписаны как r_m , где n – номер двигателя.

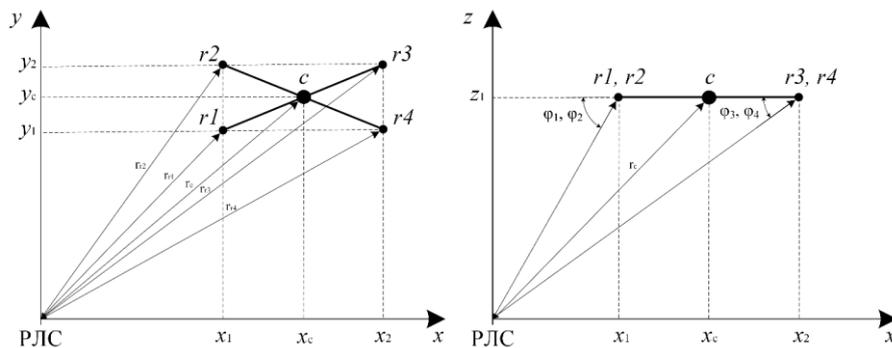


Рис. 1. Геометрия модели БПЛА

Далее на рис. 2 показана геометрия отдельного двигателя вместе с лопастями. Координаты двигателя (x_r, y_r, z_r) , а координаты концов лопастей (x_n, y_n, z_n) , где n – номер лопасти. Угол Θ_n – между нормальными лопастей двигателя \vec{n} и направлением на радиолокационную станцию, где n – номер двигателя. Расстояние до центра БПЛА – r_r , а расстояния до концов лопастей БПЛА обозначены как r_{bn} .

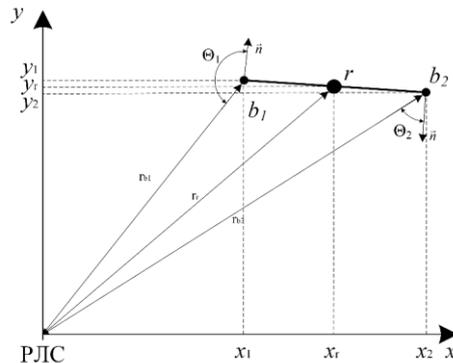


Рис. 2. Геометрия модели для отдельного двигателя

Алгоритм работы модели показан на рис. 3. Первоначально задаются параметры радиолокационной станции и параметров БПЛА. Далее осуществляется формирование первичного радиолокационного сигнала. Затем осуществляется вычисление откликов, данный этап осуществляется путем последовательного выполнения следующих операций:

- ♦ задание начальных координат винта и лопастей в системе координат P''' ;

- ◆ перенос полученных координат в систему координат P'' (с центром в центре каждого винта);
- ◆ перенос координат в систему координат P' (с учетом тангажа, крена и рыскания);
- ◆ перенос координат в конечную систему координат P (с центром в точке с координатами РЛС);
- ◆ нахождение соответствующих каждой лопасти, винту и центральной части БПЛА дальностей до РЛС;
- ◆ нахождение углов φ между плоскостями роторов двигателей и направлением на РЛС;
- ◆ нахождение углов Θ между нормальными лопастей и направлением на РЛС;
- ◆ вычисление соответствующих откликов от каждой лопасти и их сложение в общий отклик от БПЛА совместно с откликом от центральной части БПЛА.

После вычисления отраженного сигнала производится децимация отсчетов, с целью экономии вычислительных ресурсов и приведения параметров выходных данных модели к параметрам реальной радиолокационной станции. Данный этап требуется ввиду особенностей обработки данных в РЛС, связанных с ограниченной частотой дискретизации АЦП, которая сильно меньше используемой полосы разностного сигнала РЛС непрерывного излучения с частотной модуляцией (FMCW), используемого в моделировании.

Полученные отсчеты сигнала позволяют осуществить формирование дальностно-скоростного портрета (ДСП) путем последовательного применения быстрого преобразования Фурье (БПФ) сначала по «быстрому» времени (внутри импульса сигнала), а затем применением БПФ по «медленному» времени (межпериодная обработка сигнала).



Рис. 3. Алгоритм работы модели

Формирование откликов на зондирующий сигнал. Наибольший интерес вызывает вопрос формирования отраженного от БПЛА радиолокационного сигнала. Вычисление откликов сигнала от БПЛА можно свести к следующему выражению:

$$S_2 = S_{body} + S_{blades}, \quad (1)$$

где s_2 – суммарный отклик от БПЛА, s_{body} – отраженный сигнал от центральной части БПЛА, s_{blades} – отраженный сигнал от лопастей.

Рассмотрим формирование отраженного сигнала от центральной части БПЛА:

$$s_{body} = s_{1_b} \cdot \exp\left(-\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot f_0 \cdot r_{body} \cdot t}{c}\right), \quad (2)$$

где s_{1_b} – сигнал от РЛС, задержанный по времени в соответствии с временной задержкой распространения радиоволн, f_0 – несущая частота, r_{body} – расстояние до центра БПЛА, t – вектор времени, c – скорость света.

Рассмотрим формирование отраженного сигнала от лопастей БПЛА:

$$s_{blades} = \sum_{r=1}^R s_r, \quad (3)$$

$$s_r = \sum_{n=0}^{N-1} (L-l) \cdot A_n \cdot B_n \cdot C_n, \quad (4)$$

где R – число роторов, r – номер ротора, N – число лопастей на роторе, n – номер лопасти, A_n – фазовая составляющая, B_n – амплитудная составляющая, C_n – задержанный сигнал РЛС с учетом фазового набег обусловленного радиальной скоростью движения БПЛА.

Далее показана методика вычисления каждой из составляющих, формирующих отраженный сигнал от лопастей. Фазовая составляющая сигнала вычисляется по следующей формуле [16]:

$$A_n = \exp\left\{j \cdot \left[-\frac{4 \cdot \pi \cdot f_0}{c} \cdot r_{blade} + \frac{2 \cdot \pi \cdot f_0}{c} \cdot (L+l) \cdot \sin(\theta_n) \cdot \cos(\varphi)\right]\right\}, \quad (5)$$

где f_0 – несущая частота РЛС сигнала, r_{blade} – дальность до лопасти в текущий момент времени, L – длина лопасти, l – радиус ротора, φ – текущий угол между плоскостью вращения лопасти и направляющим вектором на РЛС, θ_n – текущий модифицированный угол между нормалью лопасти и направляющим вектором на РЛС. Угол θ_n вычисляется следующим образом [16]:

$$\theta_n = \theta_0 + \frac{(n-1) \cdot 2 \cdot \pi}{N}, \quad (6)$$

где θ_0 – текущий между нормалью лопасти и направляющим вектором на РЛС, который ранее был вычислен (θ_k).

Амплитудная составляющая сигнала вычисляется следующим образом [17]:

$$B_n = \alpha \frac{\sin\left(\frac{2 \cdot \pi \cdot f_0}{c} \cdot (L-l) \cdot \cos(\varphi) \cdot \sin(\theta_n)\right)}{\frac{2 \cdot \pi \cdot f_0}{c} \cdot (L-l) \cdot \cos(\varphi) \cdot \sin(\theta_n)}, \quad (7)$$

где α – интенсивность отраженного сигнала, численно равная текущему ЭПР лопасти.

Составляющая, описывающая сигнал от РЛС с учетом временной задержки и фазового набега представлена ниже:

$$C_n = s_{s_blade} \cdot \exp\left(-\frac{j \cdot 2 \cdot \pi \cdot f_0 \cdot r_{blade} \cdot t}{c}\right), \quad (8)$$

где S_{s_blade} – сигнал от РЛС, задержанный по времени в соответствии с временной задержкой распространения радиоволн, r_{blade} – дальность до лопасти в текущий момент времени.

Далее осуществляется выделение разностного сигнала (излучаемого сигнала РЛС и принятого отраженного сигнала от БПЛА). Затем производится децимация до частоты 10 МГц, которая позволяет имитировать сигнал s_3 на выходе АЦП с соответствующей частотой дискретизации.

После накопления необходимого количества отсчетов в матричном виде осуществляется формирование дальностно-временного портрета (ДВП) путем применения БПФ по периодам зондирующего сигнала:

$$s_4(k, :) = fft(s_3(k, :)), k = (1, 2, \dots, N_t), \quad (9)$$

где k – номер периода сигнала (дальностного профиля), s_3 – накопленный разностный сигнал, N_t – число периодов зондирующего сигнала. Далее производится вычисление дальностно-скоростного портрета (ДСП) путем внутривременной БПФ:

$$s_5(:, n) = fft(s_4(:, n)), n = (1, 2, \dots, N_{ADC}), \quad (10)$$

где n – номер периода сигнала (дальностного профиля), s_4 – ДВП, N_{ADC} – число отсчетов АЦП.

Моделирование. Модель в рамках данной работы настроена под конкретную связку БПЛА (*Xiaomi Mi Drone Mini*) и РЛС (*TI IWR1642*), данный набор был выбран для дальнейшей верификации модели путем сравнения данных, полученных моделью и экспериментальными данными. Ввиду того что натурный эксперимент еще не осуществлен, далее показана валидация модели путем осуществления моделирования одиночного винта большего размера и обладающей малой скоростью вращения, что позволяет получить отклики на дальностно-скоростном портрете в пределах однозначного измерения радиальной скорости вращения лопастей.

В табл. 1 показаны основные параметры модели, используемые для дальнейшего моделирования. Прототипом РЛС, используемой для моделирования, является *TI IWR1642* совместно с отладочным модулем *TI DCA1000*.

Таблица 1

Наименование параметра	Величина
Несущая частота	77 ГГц
Скорость изменения частоты	29,982 МГц/мкс
Ширина спектра сигнала (полная)	1,7989 ГГц
Ширина спектра сигнала (используемая)	767,54 МГц
Частота дискретизации	1,6 ГГц
Число периодов ЛЧМ импульсов	128
Длительность ЛЧМ импульса	60 мкс
Период ЛЧМ импульсов	160 мкс
Частота дискретизации АЦП	10 МГц
Число отсчетов АЦП за период ЛЧМ импульса	256
Максимальная дальность обнаружения	50 м
Разрешение по дальности	0,195 м

Наименование параметра	Величина
Максимальная скорость объекта	6 м/с
Разрешение по скорости	0,09 м/с
Размеры лопасти (отладочные)	2 м
Частота вращения лопасти (отладочная)	0,0796 Гц
Полное модельное время	20,3 мс

Параметры модели подобраны таким образом чтобы показать работоспособность модели в рамках формирования откликов сигнала.

Для имитационного моделирования БПЛА использовались параметры реального БПЛА *Xiaomi Mi Drone Mini*, параметры модели показаны в табл. 2.

Таблица 2

Наименование параметра	Величина
Число лопастей на роторе	2
Число роторов	4
Размеры лопасти	0,038 м
Радиус оси ротора	0,0025 м
Расстояние от геометрического центра до винта	0,0575 м
Частота вращения лопасти	± 100 Гц

На рис. 4 показан результат моделирования с учетом только одного винта (длина лопасти 2 м) с очень малой частотой вращения (0,0796 Гц), для моделирования использованы параметры БПЛА из табл. 1. Использование данных параметров моделирования позволяет показать правильность моделируемых дальностно-скоростных портретов и необходимо для верификации модели. Радиальные скорости краев лопастей при начальном угле поворота 20° составили 1 м/с и минус 0,8 м/с, что можно увидеть на ДСП и его сечении по уровню минус 15 дБ. Помимо скоростных характеристик на сечении ДСП видно разнесение концов лопастей на большой дальности (9,38 м и 10,9 м для каждой из лопастей, при нахождении центра винта на расстоянии 10 м), что связано с большой длиной лопасти.

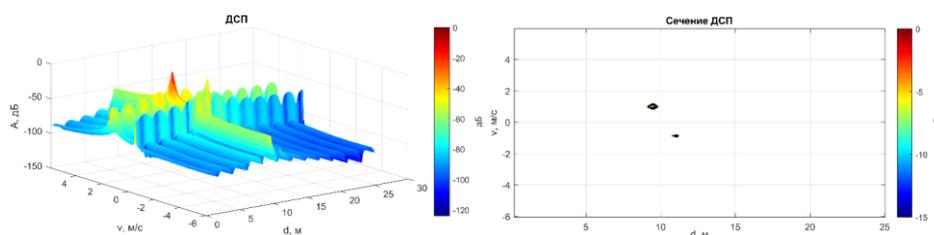


Рис. 4. ДСП одиночного винта большого размера с малой скоростью вращения

На рис. 5 показаны результаты моделирования с учетом одного винта малого размера (длина лопасти 0,038 м) и высокой частотой вращения (100 Гц). Параметры, использованные для моделирования приведены в табл. 2. Большое число составляющих по скорости связано с эффектом алиасинга из-за выхода радиальной скорости концов лопастей за пределы однозначно определяемых РЛС скоростей. Из-за малых размеров лопастей отклики сконцентрированы на одной дальности.

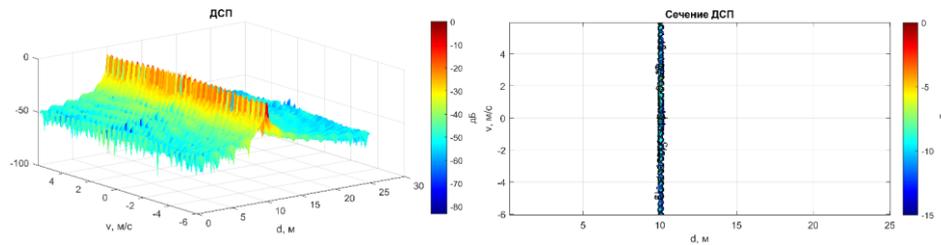


Рис. 5. ДСП одиночного винта малого размера с высокой скоростью вращения

На рис. 6 показаны результаты моделирования с учетом четырех винтов малого размера (длина лопасти 0,038 м) и высокой частотой вращения (100 Гц, - 100 Гц, 100 Гц). Параметры, использованные для моделирования приведены в табл. 2.

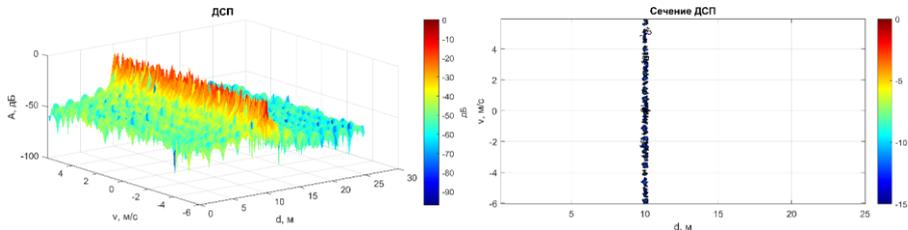


Рис. 6. ДСП 4 винтов малого размера с высокой скоростью вращения

Выводы. Предложенная модель рассеяния радиолокационных сигналов от беспилотных летательных аппаратов позволяет генерировать радиолокационные изображения с произвольными параметрами зондирующего радиолокационного сигнала, характеристиками беспилотного летательного аппарата мультироторного типа и текущими параметрами полета данного аппарата. Применение данной модели с целью синтеза большого числа радиолокационных изображений может позволить сформировать обучающую выборку для последующего обучения нейросетевого классификатора РЛИ. Для обучающих выборок несомненным плюсом будет возможность формирования радиолокационных изображений БПЛА с параметрами и характеристиками, изменяемыми в широких пределах, что несомненно может ускорить и уменьшить стоимость разработки классификатора с большим числом классифицируемых классов объектов. Дальнейшая работа должна быть направлена на ускорение работы модели и перенос вычислений на графические процессоры, для получения возможности формирования крупных обучающих выборок за короткие сроки.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Harmanny R.I.A., de Wit J.J.M., Premel-Cabic G.* Radar micro-Doppler mini-UAV classification using spectrograms and cepstrograms // International Journal of Microwave and Wireless Technologies. – 2015. – Vol. 7, No. 3-4. – P. 469.
2. *Oh B.S. et al.* An EMD-based micro-Doppler signature analysis for mini-UAV blade flash reconstruction // 2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP). – IEEE, 2017. – P. 1-5.
3. *Tahmoush D.* Detection of small UAV helicopters using micro-Doppler // Radar Sensor Technology XVIII. – International Society for Optics and Photonics, 2014. – Vol. 9077. – P. 907717.

4. *Molchanov P. et al.* Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures // *International Journal of Microwave and Wireless Technologies*. – 2014. – Vol. 6, No. 3-4. – P. 435-444.
5. *De Wit J.J.M., Harmanny R.I.A., Molchanov P.* Radar micro-Doppler feature extraction using the singular value decomposition // *2014 International Radar Conference*. – IEEE, 2014. – P. 1-6.
6. *Fuhrmann L. et al.* Micro-Doppler analysis and classification of UAVs at Ka band // *2017 18th International Radar Symposium (IRS)*. – IEEE, 2017. – P. 1-9.
7. *Zhang P. et al.* Classification of drones based on micro-Doppler signatures with dual-band radar sensors // *2017 Progress in Electromagnetics Research Symposium-Fall (PIERS-FALL)*. – IEEE, 2017. – P. 638-643.
8. *Kim B.K., Kang H.S., Park S.O.* Drone classification using convolutional neural networks with merged Doppler images // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2016. – Vol. 14, No. 1. – P. 38-42.
9. *Martinez J. et al.* Convolutional neural network assisted detection and localization of UAVs with a narrowband multi-site radar // *2018 IEEE MTT-S International Conference on Microwave for Intelligent Mobility (ICMIM)*. – IEEE, 2018. – P. 1-4.
10. *Stankovic L., Daković M., Thayaparan T.* Time-frequency signal analysis with applications. – Artech house, 2014.
11. *Stankovic L., Djurovic I., Thayaparan T.* Separation of target rigid body and micro-Doppler effects in ISAR imaging // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2006. – Vol. 42, No. 4. – P. 1496-1506.
12. *Stankovic L., Thayaparan T., Dakovic M.* Signal decomposition by using the S-method with application to the analysis of HF radar signals in sea-clutter // *IEEE Transactions on Signal Processing*. – 2006. – Vol. 54, No. 11. – P. 4332-4342.
13. *Fioranelli F. et al.* Classification of loaded/unloaded micro-drones using multistatic radar // *Electronics Letters*. – 2015. – Vol. 51, No. 22. – P. 1813-1815.
14. *Schmidt R.* Multiple emitter location and signal parameter estimation // *IEEE transactions on antennas and propagation*. – 1986. – Vol. 34, No. 3. – P. 276-280.
15. *Tan R. et al.* Improved micro-Doppler features extraction using smoothed-pseudo Wigner-Ville distribution // *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*. – IEEE, 2016. – P. 730-733.
16. *Yardibi T. et al.* Source localization and sensing: A nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2010. – Vol. 46, No. 1. – P. 425-443.
17. *Sun H. et al.* Improving the Doppler resolution of ground-based surveillance radar for drone detection // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2019. – Vol. 55, No. 6. – P. 3667-3673.
18. *Bai X. et al.* Imaging of micromotion targets with rotating parts based on empirical-mode decomposition // *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*. – 2008. – Vol. 46, No. 11. – P. 3514-3523.
19. *Ziyue T., Yongliang W., Zhiwen W.* STAP scheme to detection of hovering helicopter // *WCC 2000-ICSP 2000. 2000 5th International Conference on Signal Processing Proceedings. 16th World Computer Congress 2000*. – IEEE, 2000. – Vol. 3. – P. 1921-1924.
20. *Слюсарь Н.М.* Вторичная модуляция радиолокационных сигналов динамическими объектами. – Смоленск: ВА ВПВО СВ РФ, 2006.

REFERENCES

1. *Harmanny R.I.A., de Wit J.J.M., Premel-Cabic G.* Radar micro-Doppler mini-UAV classification using spectrograms and cepstrograms, *International Journal of Microwave and Wireless Technologies*, 2015, Vol. 7, No. 3-4, pp. 469.
2. *Oh B.S. et al.* An EMD-based micro-Doppler signature analysis for mini-UAV blade flash reconstruction, *2017 22nd International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*. IEEE, 2017, pp. 1-5.
3. *Tahmoush D.* Detection of small UAV helicopters using micro-Doppler, *Radar Sensor Technology XVIII*. International Society for Optics and Photonics, 2014, Vol. 9077, pp. 907717.
4. *Molchanov P. et al.* Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures, *International Journal of Microwave and Wireless Technologies*, 2014, Vol. 6, No. 3-4, pp. 435-444.

5. De Wit J.J.M., Harmanny R.I.A., Molchanov P. Radar micro-Doppler feature extraction using the singular value decomposition, *2014 International Radar Conference*. IEEE, 2014, pp. 1-6.
6. Fuhrmann L. et al. Micro-Doppler analysis and classification of UAVs at Ka band, *2017 18th International Radar Symposium (IRS)*. IEEE, 2017, pp. 1-9.
7. Zhang P. et al. Classification of drones based on micro-Doppler signatures with dual-band radar sensors, *2017 Progress in Electromagnetics Research Symposium-Fall (PIERS-FALL)*. IEEE, 2017, pp. 638-643.
8. Kim B.K., Kang H.S., Park S.O. Drone classification using convolutional neural networks with merged Doppler images, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, Vol. 14, No. 1, pp. 38-42.
9. Martinez J. et al. Convolutional neural network assisted detection and localization of UAVs with a narrowband multi-site radar, *2018 IEEE MTT-S International Conference on Microwave for Intelligent Mobility (ICMIM)*. IEEE, 2018, pp. 1-4.
10. Stankovic L., Daković M., Thayaparan T. Time-frequency signal analysis with applications. Artech house, 2014.
11. Stankovic L., Djurovic I., Thayaparan T. Separation of target rigid body and micro-Doppler effects in ISAR imaging, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, Vol. 42, No. 4, pp. 1496-1506.
12. Stankovic L., Thayaparan T., Dakovic M. Signal decomposition by using the S-method with application to the analysis of HF radar signals in sea-clutter, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, Vol. 54, No. 11, pp. 4332-4342.
13. Fioranelli F. et al. Classification of loaded/unloaded micro-drones using multistatic radar, *Electronics Letters*, 2015, Vol. 51, No. 22, pp. 1813-1815.
14. Schmidt R. Multiple emitter location and signal parameter estimation, *IEEE transactions on antennas and propagation*, 1986, Vol. 34, No. 3, pp. 276-280.
15. Tan R. et al. Improved micro-Doppler features extraction using smoothed-pseudo Wigner-Ville distribution, *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*. IEEE, 2016, pp. 730-733.
16. Yardibi T. et al. Source localization and sensing: A nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, Vol. 46, No. 1, pp. 425-443.
17. Sun H. et al. Improving the Doppler resolution of ground-based surveillance radar for drone detection, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, Vol. 55, No. 6, pp. 3667-3673.
18. Bai X. et al. Imaging of micromotion targets with rotating parts based on empirical-mode decomposition, *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2008, Vol. 46, No. 11, pp. 3514-3523.
19. Ziyue T., Yongliang W., Zhiwen W. STAP scheme to detection of hovering helicopter, *WCC 2000-ICSP 2000. 2000 5th International Conference on Signal Processing Proceedings. 16th World Computer Congress 2000*. IEEE, 2000, Vol. 3, pp. 1921-1924.
20. Slyusar' N.M. Vtorichnaya modulyatsiya radiolokatsionnykh signalov dinamicheskimi ob"ektami [Secondary modulation of radar signals by dynamic objects]. Smolensk: VA VPVO SV RF, 2006.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. А.В. Ковалев.

Деркачев Владимир Александрович – Южный федеральный университет; e-mail: vderkachev@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79614154733; кафедра радиотехнических и телекоммуникационных систем, ассистент.

Derkachev Vladimir Aleksandrovich – Southern Federal University; e-mail: vderkachev@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone +79614154733; the department of radio engineering & telecommunication systems; associate professor.