УДК: 528.854

DOI: 10.53816/23061456 2022 9-10 96

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ КОНТРОЛЯ НА РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

OBJECT RECOGNITION ON THE RADAR IMAGES USING SUPPORT VECTOR MACHINE

Канд. техн. наук Е.П. Кадуков

Ph.D. E.P. Kadukov

Военно-космическая академия им. А.Ф. Можайского

В работе рассматривается метод распознавания объектов контроля по изображениям радиолокатора, использующего принцип синтезирования апертуры. Предложен подход к выделению области интереса и локализации объекта контроля на радиолокационном изображении. Разработан метод распознавания объектов контроля с использованием метода опорных векторов, который сравнивается с традиционной технологией обучения на реальных данных из базы радиолокационных изображений MSTAR. Проведено сравнение вероятностей положительного исхода работы предложенного алгоритма с наиболее распространенными методами распознавания объектов контроля. Исследуются зависимости вероятностей распознавания от размерности обучающей выборки. Приводятся результаты экспериментов, подтверждающие возможность достижения высокого качества распознавания при обучении классификатора на изображениях, полученных путем математического моделирования.

Ключевые слова: распознавание объектов контроля, радиолокационные изображения, метод опорных векторов.

The article considers a method for recognizing objects of control from radar images using the principle of synthesizing an aperture. An approach to identifying the area of interest and localization of the controlled object on the radar image is proposed. A method for recognizing test objects using the support vector machine has been developed, which is compared with the traditional training technology on real data from the MSTAR radar image database. The comparison of the probabilities of a positive outcome of the proposed algorithm with the most common methods of recognition of objects under control is carried out. The dependence of the recognition probabilities on the dimension of the training sample is investigated. The results of experiments are presented that confirm the possibility of achieving high quality recognition when training the classifier on images obtained by mathematical modeling.

Keywords: object recognition, radar images, support vector machine.

Введение

Последние годы характеризуются возрастанием роли радиолокационных средств при решении разных прикладных задач, к числу которых относятся мониторинг состояния объектов промышленной и транспортной инфраструктуры, предупреждение и ликвидация последствий чрезвычайных ситуаций, контроля важных подвижных транспортных объектов и наблюдения за опасными быстропротекающими природными явлениями [1]. Это обусловлено высоким уровнем технических характеристик таких систем, обеспечивающих получение радиолокационных изображений (РЛИ) области интереса (ROI, region of interest) независимо от погодных условий и уровня освещенности с пространственным разрешением около 1 м и менее. Достижение подобного уровня характеристик, с одной стороны, связано с применением активных фазированных антенных решеток и широкополосных сигналов, а с другой — с использованием радиолокаторов, использующих принцип синтезирования апертуры (PCA) [2].

В настоящее время задача первичной обработки РЛИ с различным пространственным разрешением является хорошо исследованной [3–5], а ее основные тенденции развития направлены на повышение оперативности радиолокационного наблюдения, расширение частотных диапазонов, а также совершенствование методов радиолокационного зондирования [6]. Общая структурная схема первичной обработки РЛИ представлена на рис. 1 [7].

Вторичная обработка и интерпретация радиолокационных данных требует особого подхода, отличающегося от обработки изображений оптического диапазона, при котором одной из центральных проблем является разработка эффективных методов распознавания объектов контроля (ОК) на РЛИ, позволяющих не только идентифицировать отдельные крупные объекты или большие скопления техники, но и вести детальное наблюдение за отдельными сосредоточенными целями [7].

Процесс вторичной обработки радиолокационной информации включает процедуры автоматического сегментирования РЛИ, классификации основных типов объектов и детализацию типа объекта (распознавания) до уровня, требуемого конечным потребителем. Обработка РЛИ заключается как в выделении различных объектов на фоне подстилающей поверхности, так и в отделении ОК друг от друга. Низкое отношение сигнал/шум, геометрические искажения, нестационарность объекта наблюдения и сильная зависимость от стабильности траектории движения космического аппарата (КА), а также несовершенство научно-методического аппарата обработки РЛИ в конечном итоге затрудняет получение необходимого для решения задачи распознавания объектов качества изображения [1].

Многие известные методы определения границ ОК основываются на яркостных характеристиках изображения [1, 3, 4]. Однако наличие на РЛИ большого числа посторонних объектов, поверхности которых имеют ярко отражающие свойства, сравнимых по характеристикам с обнаруживаемыми целями и дающих при распознавании большое число ложных тревог, приводит к тому, что решение задачи обнаружения становится совсем невозможным [8].

В рамках исследования задачу распознавания ОК на РЛИ необходимо декомпозировать: на подзадачу выделения областей интереса и поиска ОК на изображении; на подзадачу распознавания выявленного ОК [9]. В настоящей статье рассматриваются вопросы распознавания ОК на космических РЛИ, представленных в виде локализованных «радиолокационных портретов» в пространстве информативных признаков.

Выделение областей интереса и поиск объекта контроля на радиолокационном изображении

Задача локализации объектов на РЛИ может быть поставлена следующим образом. Пусть имеется цифровое радиолокационное изображение размером $a \times b$, представленное функцией



Рис. 1. Общая структурная схема первичной обработки РЛИ

яркости $f_0(x_i, y_j)$, где $i = \overline{1,a}$, $j = \overline{1,b}$. Требуется найти область интереса на изображении, в которой может быть локализован ОК. Отличительной особенностью радиолокационного представления объектов является их повышенная яркость, вследствие более высокой отражательной способности по сравнению с окрестностью [10]. На рис. 2 представлен пример реального радиолокационного изображения с объектами для локализации.

Задача локализации областей интереса в таком случае может быть представлена следующим образом.

Пусть имеется область R_1 на РЛИ R, проверяемая на наличие ОК и представленная в виде квадратного окна поиска со стороной h_{R_1} , и ее окрестность R_0 , представленная в виде опорного окна со стороной h_{R_0} . Методика обнаружения ОК заключается в последовательном прохождении окном поиска R_1 по радиолокационному изображению R. Для каждого положения окна поиска оценивается принадлежность его центрального пикселя $o_{i,j}^{(un)}(x_i^{(un)}, y_j^{(un)})$ *z*-му объекту контроля O_z . Критерий принадлежности центрального пикселя окна поиска определяется выражением

$$\frac{I_{R_1}}{I_{R_0}} \ge q,\tag{1}$$

где I_{R_1} — средняя яркость отсчетов в окне по-

иска R_1 , $I_{R_1} = \sum \frac{f(x_i, y_j)}{h_{R_1}^2};$

$$I_{R_0}$$
 — средняя яркость отсчетов в опорном
окне R_0 , $I_{R_0} = \sum \frac{f(x_i, y_j)}{h_{R_0}^2};$

q — минимальное отношение, при котором принимается решение о принадлежности центрального пикселя окна поиска объекту контроля. Выбор порога q как значения уровня яркости $I = 0, ..., I_{max}$, где I_{max} — максимальное значение яркости, предлагается производить методом Отсу [11]. С этой целью формируется гистограмма распределений яркостей I_R и I_R , по значениям:

$$p_{I_{R_k}} = \frac{n_{I_{R_k}}}{C},$$
 (2)

где $n_{I_{R_k}}$ — количество пикселей на РЛИ с уровнем яркости I_{R_k} ;

C — общее число пикселей на РЛИ, $C = a \times b$.

Алгоритм выбора порога сводится к минимизации внутриклассовой дисперсии, которая эквивалентна максимизации межклассовой дисперсии. С этой целью для уровней яркости I_{R_1} и I_{R_0} вычисляются относительные вероятности $(\omega_{I_{R_k}})$, математические ожидания $(\mu_{I_{R_k}})$ и дисперсии (σ_{M}^2) с помощью выражений

$$\omega_{I_{R_{1}}} = \sum_{s=1}^{I} p_{I_{R_{s}}}, \omega_{I_{R_{0}}} = 1 - \omega_{I_{R_{1}}}; \qquad (3)$$

$$\mu_{I_{R_{1}}} = \frac{\sum_{s=1}^{I} s \cdot p_{I_{R_{s}}}}{\omega_{I_{R_{1}}}}, \mu_{I_{R_{0}}} = \frac{\sum_{s=I+1}^{I_{\max}} s \cdot p_{I_{R_{s}}}}{\omega_{I_{R_{0}}}}; \quad (4)$$



Рис. 2. Пример реального радиолокационного изображения с объектами для локализации

$$\sigma_{M}^{2} = \omega_{I_{R_{1}}} \cdot \omega_{I_{R_{0}}} \cdot \left(\mu_{I_{R_{1}}} - \mu_{I_{R_{0}}}\right)^{2}.$$

Тогда условие выбора порога *q* с применением метода Отсу примет вид:

$$q \xrightarrow{I \in [0, I_{\max}]} \operatorname{argmax} \sigma_{M}^{2}$$
.

Итеративный процесс локализации объекта контроля, представленный схематично на рис. 3, продолжается до тех пор, пока выполняется условие (1).

На основе данных, полученных в результате оценивания принадлежности центрального пикселя окна поиска ОК, выделяется множество точек на РЛИ, принадлежащих одному конкретному *z*-му объекту контроля *O_z*, имеющих вид,

$$\begin{cases} o_{1}^{(un)} \left(x_{1}^{(un)}, y_{1}^{(un)} \right), o_{2}^{(un)} \left(x_{2}^{(un)}, y_{2}^{(un)} \right), \dots, \\ \\ \dots, o_{k,l}^{(un)} \left(x_{k}^{(un)}, y_{l}^{(un)} \right), \dots, o_{m}^{(un)} \left(x_{m}^{(un)}, y_{m}^{(un)} \right) \end{cases} \in O_{z},$$

где m — число итераций, $m = k \times l$.

В результате использования итеративного критерия выделения области интереса скользящим окном поиска формируется массив данных, характеризующий локализацию ОК на РЛИ,

$$\begin{split} f_{\text{out}}\left(O_{z}\right) &= \\ &= \left\{ x_{z}^{(\text{um})}\left(O_{z}\right), y_{z}^{(\text{um})}\left(O_{z}\right), w_{z}\left(O_{z}\right), h_{z}\left(O_{z}\right) \right\}, \end{split}$$

где $f_{oit}(O_z)$ — функция оценки параметров *z*-го ОК O_z ;

 $x_{z}^{(\text{IIM})}$, $y_{z}^{(\text{IIM})}$ — координаты центра массы области интереса;

 w_z, h_z – ширина и высота области интереса. Для вычисления координат центра массы области интереса использованы выражения

$$\begin{aligned} x_{z}^{(\text{IIM})}\left(O_{z}\right) &= \frac{1}{N_{O_{z}}} \sum_{n=1}^{N_{O_{z}}} x_{n}^{(\text{IIII})}, \\ y_{z}^{(\text{IIM})}\left(O_{z}\right) &= \frac{1}{N_{O_{z}}} \sum_{n=1}^{N_{O_{z}}} y_{n}^{(\text{IIII})}, \end{aligned}$$

где N_{O_2} — число центральных пикселей окон поиска, принадлежащих ОК, при $N_{O_2} \leq m$.

В результате применения предложенного метода выделения области интереса для приведенного на рис. 2 изображения размером 820×1170 пикселей удалось произвести локализацию четырех ОК скользящим окном поиска с размером $h_{R} = 145$ пикселей за 964 мс (рис. 4).

Поскольку разные ОК имеют различные физические размеры, то для уверенной локализации объектов необходимо варьировать размеры окна поиска с частичным перекрытием. После проведения процедуры сегментации РЛИ на парциальные изображения выделяется контур образа объекта и формируется вектор формы (годограф). Таким образом, полученные локализованные области интереса *R*, на которых были обнаружены ОК, вырезаются и поступают на вход системы распознавания.



Рис. 3. Схематичное представление технологии локализации областей интереса на РЛИ



Рис. 4. Результаты локализации ОК скользящим окном поиска при $h_{R} = 145$

Распознавание выявленного объекта контроля

Традиционный подход к построению систем распознавания ОК на РЛИ основан на использовании эталонных описаний («радиолокационных портретов») ОК, полученных путем предварительного проведения натурных экспериментов в безэховых камерах, при различных ракурсах наблюдения [12, 13]. Вследствие этого возникает ряд проблем, к числу которых относятся:

 высокие издержки при проведении натурных испытаний с целью создания большого числа эталонных «радиолокационных портретов»;

 недоступность подлинного объекта исследований;

 огромная размерность признакового пространства.

Решение указанных проблем при отсутствии натурных эталонных объектов исследований возможно с использованием подхода к моделированию, заключающегося в предварительном формировании модели местности и трехмерной компьютерной модели объекта при условии наличия априорных сведений о его геометрических размерах, а также в последующем моделировании собственно РЛИ, являющегося имитацией сигнала, отраженного от сформированной компьютерной трехмерной модели при заданных разных ракурсах наблюдения [14, 15].

Для решения задачи снижения размерности признакового пространства воспользуемся методом главных компонент (PCA, Principal Components Analysis), заключающимся в вычислении собственных значений ковариационной матрицы анализируемого изображения [16].

На рис. 5 представлена обобщенная структура системы распознавания ОК [17].

Алгоритм принятия решения на отнесение ОК к одному из классов включает следующие процедуры: формирование вектора ранжированных информативных признаков на основе эталонных описаний ОК с учетом возможных ракурсов наблюдения, геометрических размеров



Рис. 5. Обобщенная структура системы распознавания объектов контроля

предполагаемой совокупности ОК, отражательных характеристик объектов, покрытий, фонов; распознавание ОК путем сравнения полученного и эталонного описаний в признаковом пространстве (ориентация образа объекта, эквивалентная длина и ширина образа, яркостной вес образа, значения максимумов яркости и относительные расстояния между ними); вычисление апостериорных вероятностей, доверительного интервала отнесения образа к одному из классов.

Применение метода опорных векторов для распознавания объектов контроля

Метод опорных векторов (SVM, support vector machine) является одним из самых надежных методов распознавания образов среди всех известных алгоритмов и чаще всех применяется для сравнения с новыми алгоритмами [9, 17–20].

Метод опорных квадратов может быть представлен следующим образом. Зададим множество эталонов, описывающих каждый из выделенных классов на языке принятого словаря признаков, в виде выражения

$$\dot{\mathfrak{I}}_{\langle K\rangle}^{(\mathfrak{u}_{m}^{(n)})} = \left(\dot{\mathfrak{I}}_{1}(x_{1}), \dot{\mathfrak{I}}_{2}(x_{2}), \dots, \dot{\mathfrak{I}}_{K}(x_{K})\right),$$

а его образ зададим через функцию отображения $f^{(1)}$ в пространстве информативных признаков:

 $f^{(1)}: \dot{\mathfrak{I}}_{<K>}^{(\omega_m^{(n)})} \xrightarrow{f^{(1)}} \mathcal{O}_m^{(n)}.$

Требуется определить правило установления обратного соответствия $f^{(2)}$ между оценкой образа анализируемого ОК в пространстве информативных признаков \tilde{O} и элементом множества альтернативных классов распознавания

$$f^{(2)}: \tilde{O}(\mathfrak{I}_{<\!K\!>}) \xrightarrow{f^{(2)}} \omega_m^{(n)} \in \Omega_n$$

где $\Omega_n = \{\omega_m^{(n)}\}.$

С этой целью необходимо определить пороговый классификатор, позволяющий однозначно разделить классы в *l*-мерном пространстве, размерностью *l*-1.

$$f^{(\text{pa3})} = \operatorname{sign}\left(\sum_{j=1}^{n} w_j \cdot x^j - w_0\right) = \operatorname{sign}\left(\langle w, x \rangle - w_0\right),$$

где *f*^(раз) — функция, разделяющая классы;

w — нормальный вектор к гиперплоскости, $w = \{w_1, w_2, ..., w_n\};$

*w*₀ – вспомогательный параметр;

 \langle , \rangle — скалярное произведение векторов. Уравнение $\langle w, x \rangle = w_0$ описывает гиперплоскость, разделяющую классы в пространстве информативных параметров (рис. 6).

Вектора, лежащие ближе всех к разделяющей гиперплоскости, называются опорными векторами.

Построение оптимальной гиперплоскости сводится к максимизации ширины разделяющей стороны, определяемой выражением



Рис. 6. Гиперплоскость разделяющая классы в пространстве информативных признаков

$$\left\langle \left(x_{+1} - x_{-1} \right), \frac{w}{\|w\|} \right\rangle = \frac{\langle w, x_{+1} \rangle - \langle w, x_{-1} \rangle}{\|w\|} = \frac{(w_0 + 1) - (w_0 - 1)}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|}.$$

Исходя из этого, условие выбора разделяющей гиперплоскости можно сформулировать следующим образом:

$$\begin{cases} \arg \max_{w,b} \|w\|^2\\ \hline y_i \langle w, x \rangle - w_0 \ge 1 \end{cases},\\ y_i \in \{-1,1\}, \ i = 1, \dots, l \end{cases}$$

Экспериментальные исследования

Исследования проводились с использованием сертифицированных пакетов прикладных программ для научных исследований и компьютерного проектирования Matlab. В качестве обучающей выборки использовались вооружение и военная техника из публичной базы данных радиолокационных изображений MSTAR (moving and stationary target acquisition and recognition), сформированной в ходе экспериментов Управления по перспективным исследованием министерства обороны США (DARPA), с использованием РСА. В табл. 1 приведены данные о количестве изображений РСА для различных моделей объектов, полученных при разных углах места (15°, 17°) [9, 17, 19, 20]. Для каждого из углов места ракурс варьировался в диапазоне от 0° до 360°

		1		
Ω_n	Объект	Обозначение	Углы съемки	
		модели	15°	17°
		SN-9563	196	133
Ω_1	БМП-2	SN-9566	196	133
1		SN-c21	195	121
Ω_2	БТР-70	SN-c71	196	133
Ω_3	Зил-131	_	274	299
Ω_4	T-72	SN-132	196	132
		SN-812	195	132
		SN-s7	191	122

База данных изображений MSTAR

Таблица 1

С целью получения вероятностных характеристик распознавания ОК проведен ряд экспериментов методом имитационного моделирования, при котором для каждого класса использовались произвольно взятые обучающее и контрольные изображения из базы MSTAR и проводилось не менее 100 измерений для каждой выборки.

В качестве показателей эффективности предложенных алгоритмов в данной статье используются вероятности правильного распознавания $P_{\rm np}$. Для оценки вероятностных характеристик правильного распознавания ОК воспользуемся матрицей переходных вероятностей понимается матрицей переходных вероятностей понимается матрица, элементы которой представляют собой условные вероятности $p_{m,s}$ того, что по результатам принята H_s гипотеза в качестве истинной при условии, что имело место событие C_m ,

$$L_{P}=\left\|p_{m,s}\right\|,$$

где m — номер события, $m \in \{1, 2..., S - 1\};$

s — номер гипотезы, принятой в качестве истинной, *s* ∈ $\{1, 2.., S\}$.

В табл. 2 представлены результаты оценивания вероятностей правильного распознавания *P*_{пр} выделенных объектов контроля.

Проведено сравнение вероятностей положительного исхода работы алгоритма распознавания ОК с использованием метода опорных векторов с наиболее распространенными методами распознавания, к числу которых относятся: алгоритм k ближних соседей (kNN, k nearest neighbor), алгоритм SRC (sparse representation classifier), алгоритм LCK-SVD (label consistent k-singular value decomposition), алгоритм SDDLSR (supervised discriminative dictionary learning and sparse representation) [21]. Результаты оценивания вероятности правильного распознавания ОК в зависимости от числа обучающей выборки $N_{\text{выб}}$ представлены на рис. 7.

Таблица 2

Матрица оценок переходных вероятностей

\geq	H_1	H_2	H_3	H_4
C_1	0,9895	0,0102	0,0003	0
C_2	0,1453	0,8090	0,0403	0,0054
<i>C</i> ₃	0,0643	0,0306	0,8993	0,0058
C_4	0,0102	0,0122	0,0027	0,9749



Рис. 7. Вероятности правильного распознавания объектов контроля в зависимости от числа обучающей выборки

	Таблица 3
Временные затраты на обработку	РЛИ
различными алгоритмами	

Используемый алгоритм	Время, затрачиваемое	Время, затрачиваемое на
	на обучение, с	распознавание, с
SVM	5,766	11,262
kNN	0,618	1,044
SRC	0,0362	1,182
LCK-SVD	113,76	0,816
SDDLSR	14,72	0,828

Также проведено оценивание временных затрат на обработку РЛИ, необходимых для распознавания ОК с заданной вероятностью, результаты которых представлены в табл. 3.

Таким образом, результаты эксперимента показали, что предложенный метод распознавания ОК позволяет осуществить распознавание с высокой достоверностью при небольших временных затратах, необходимых для обработки РЛИ.

Заключение

В статье был представлен способ обработки космических радиолокационных данных для решения задачи распознавания ОК с применением метода опорных векторов. В процессе реализации технологии обработки изображения возникла необходимость сегментирования областей интереса и локализации объектов контроля скользящим окном поиска.

Исследование зависимости вероятностей распознавания от размерности обучающей выборки показало, что рассматриваемый итерационный метод позволяет осуществлять распознавание ОК на космических РЛИ с высокой достоверностью.

Результаты моделирования подтверждают перспективность дальнейших исследований в рассматриваемом направлении и могут быть использованы для автоматизации процесса обнаружения и распознавания ОК на РЛИ, который, по мнению широкого круга специалистов, является наиболее трудоемким и требующим больших временных затрат процессом.

Вопросы снижения размерности признакового пространства с целью повышения оперативности обработки РЛИ при решении задачи распознавания ОК будут рассматриваться в дальнейших исследованиях.

Литература

1. Кузнецов В.А., Марюхненко В.С., Миронов Б.М., Потоцкий А.Н. Системный подход к решению проблемы автоматического дешифрирования радиолокационных изображений наземных объектов в реальном масштабе времени // Вестник ВГУ. 2017. № 2. С. 5–15.

2. РЛС воздушной разведки, дешифрование радиолокационных изображений: монография / Под ред. Л.А. Школьного. — М.: ВВИА им. Н.Е. Жуковского, 2008. 531 с.

3. Лихачев В.П., Пасмуров А.Я. Формирование радиолокационных изображений летательных аппаратов методом обращенного синтезирования апертуры в условиях частичной когерентности сигнала // Радиотехника и электроника. 1999. Т. 44. № 3. 294 с.

4. Коберниченко В.Г. Особенности формирования изображений в космических радиолокаторах с синтезированной апертурой // Вестник УГТУ-УПИ. Екатеринбург: ГОУ ВПО УГТУ-УПИ, 2005. № 19 (71). С. 5–13.

5. Новейшие методы обработки изображений / Под ред. А.А. Потапова. — М.: Физматлит, 2008. 470 с.

6. Перспективные технологии цифровой обработки радиолокационной информации космических РСА: монография / Под ред. В.С. Верба. — М.: «Радиотехника», 2019. 416 с.

7. Достовалов М.Ю., Елизаветин И.В. Обработка данных космических радиолокационных средств методом выделения измерений // Материалы XXX Всероссийского симпозиума «Радиолокационное исследование природных сред». — СПб: ВКА им. Можайского, 2019. № 12. С. 7–15.

8. Достовалов М.Ю., Лифанов А.С., Мусинянц Т.Г. Обнаружение объектов по изменениям на радиолокационных изображениях РСА // Исследования Земли из космоса, 2007. № 4. С. 15–26.

9. Бородинов А.А., Мясников В.В. Сравнение алгоритмов классификации в задаче распознавания объектов на радарных изображениях базы MSTAR // Сборник трудов III Международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии». — Самара: «Новая техника», 2017. С. 732–736.

10. Бибиков С.А, Фурсов В.А. Цветовая коррекция бликов на цифровых изображениях // Компьютерная оптика, 2012. Т. 34. №. 3. С. 382–390.

11. Otsu N.A. Threshold selection method from gray level histograms // IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. 1979. Pp. 62–66.

12. Чабан Л.Н. Теория и алгоритмы распознавания образов. Учебное пособие. — М.: МИИГАиК. 2004. 70 с.

13. Обнаружение и распознавание объектов радиолокации: коллективная монография / Под ред. А.В. Соколова. — М.: «Радиотехника», 2006. 176 с.

14. Balz T., Uwe S. Hybrid GPU-based single-and double-bounce SAR simulation // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 47.10, 2019. Pp. 3519–3529.

15. Brunner D. Radar imaging simulation for urban structures // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 8.,1 2011. Pp. 68–72.

16. Zhao Q. Synthetic aperture radar automatic target recognition with three strategies of learning and representation / Q. Zhao, J.C. Principe, V.L. Brennan, D. Xu, Zh. Wang // Optical Engineering. 2000. Vol. 39 (5). Pp. 1230—1244.

17. Muralidharan R. Object Recognition Using Support Vector Machine Augmented by RST Invariants // IJCSI International Journal of Computer Science Issues. 2011. Vol. 8. Issue 5. № 3. Pp. 280–286. 18. Anagnostopulos G.C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors // Nonlinear Anal. 2009. № 71. Pp. 2934–2939.

19. Жердев Д.А., Казанский Н.Л., Фурсов В.А. Распознавание объектов на радиолокационных изображениях с использованием показателей сопряжённости и опорных подпространств // Компьютерная оптика. 2015. № 2 (39). С. 255–264.

20. Жердев Д.А., Минаев Е.Ю., Прокудин В.В., Фурсов В.А. Технология распознавания радиолокационных изображений с формированием эталонов путем моделирования // Сборник трудов III Vеждународной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии». — Самара: «Новая техника», 2017. С. 1033–1038.

21. Shengli S., Bin X., Jian Y. SAR target recognition via supervised discriminative dictionary learning and sparse representation of the SAR-HOG feature // Remote Sensing. 2016. Режим доступа: http://doi.org/10.3390/rs8080683.

References

1. Kuznetsov V.A., Maryukhnenko V.S., Mironov B.M., Pototsky A.N. A systematic approach to solving the problem of automatic interpretation of radar images of ground objects in real time // Vestnik VGU. 2017. № 2. Pp. 5–15.

2. Shkolny L.A. Air reconnaissance radar, decoding of radar images. — Moscow: Air Force Engineering Academy named after Professor N.E. Zhukovsky, 2008. 531 p.

3. Likhachev V.P., Pasmurov A.Y. Formation of radar images of aircraft by the method of inverted aperture synthesis under conditions of partial signal coherence // Radio engineering and electronics. 1999. № 3. 294 p.

4. Kobernichenko V.G. Features of imaging in space radars with synthetic aperture // Vestnik UGTU-UPI. Ekaterinburg: UGTU-UPI, 2005. № 19(71). Pp. 5–13.

5. Potapov A.A. The latest image processing techniques. Moscow: Fizmatlit, 2008. 470 p.

6. Verba V.S. Promising Technologies for Digital Processing of Radar Information from Space SAR. — Moscow: Radioengineering, 2019. 416 p. 7. Dostovalov M.Yu., Elizavetin I.V. Data processing of space radar facilities by the method of measurement extraction // Proceedings of the XXX All-Russian Symposium «Radar Research of Natural Environments». — Saint-Petersburg, Military Space academy named after A.F. Mozhaisky. 2019. № 12. Pp. 7–15.

8. Dostovalov M.Yu., Lifanov A.S., Musinyants T.G. Change Object Detection on SAR radar images // Earth exploration from space, 2007. № 4. Pp. 15–26.

9. Borodinov A.A., Myasnikov V.V. Comparison of classification algorithms in the problem of object recognition on MSTAR radar images // Proceedings of the III International Conference and Youth School «Information technologies and nanotechnologies». — Samara: «New technology», 2017. Pp. 732–736.

10. Bibikov S.A., Fursov V.A. Color correction of highlights in digital images. 2012. № 3. Pp. 382–390.

11. Otsu N.A. Threshold selection method from gray level histograms // IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. 1979. Pp. 62–66.

12. Chanan L.N. Theory and algorithms for pattern recognition. — Moscow: Moscow State University of Geodesy and Cartography. 2004. 70 p.

13. Sokolova A.V. Detection and recognition of radar objects. — Moscow: Radioengineering, 2006. 176 p.

14. Balz T., Uwe S. Hybrid GPU-based single-and double-bounce SAR simulation // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 47.10 2019. Pp. 3519–3529.

15. Brunner D. Radar imaging simulation for urban structures // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 8.1 2011. Pp. 68–72.

16. Zhao Q. Synthetic aperture radar automatic target recognition with three strategies of learning and representation / Q. Zhao, J.C. Principe, V.L. Brennan, D. Xu, Zh. Wang // Optical Engineering. 2000. Vol. 39 (5). Pp. 1230–1244.

17. Muralidharan R. Object Recognition Using Support Vector Machine Augmented by RST Invariants // IJCSI International Journal of Computer Science Issues. 2011. Vol. 8. Issue 5. № 3. Pp. 280–286.

18. Anagnostopulos G.C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors // Nonlinear Anal. 2009. № 71. Pp. 2934–2939.

19. Zherdev D.A., Kazansky N.L., Fursov V.A. Object recognition on radar images using conjugacy indicators and reference subspaces. 2015. № 2 (39). Pp. 255–264.

20. Zherdev D.A., Minaev E.Yu., Prokudin V.V., Fursov V.A. Technology of recognition of radar images with the formation of standards by modeling // Proceedings of the III International Conference and Youth School «Information technologies and nanotechnologies». — Samara: «New technology ». 2017. Pp. 1033–1038.

21. Shengli S., Bin X., Jian Y. SAR target recognition via supervised discriminative dictionary learning and sparse representation of the SAR-HOG feature // Remote Sensing. 2016. http://doi. org/10.3390/rs8080683.