



DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.2.7>

УДК: 621.396.96

## ДЕТЕКТИРОВАНИЕ ОБЪЕКТОВ ВОЕННОЙ ТЕХНИКИ НА ЗАШУМЛЕННЫХ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДЕТЕКТОРА YOLOV4-TINY

И.Ф. Купряшкин

Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил  
«Военно-воздушная академия имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»  
394064, Воронеж, ул. Старых Большевиков, д. 64

Статья поступила в редакцию 24 октября 2024 г.

**Аннотация.** Приведены результаты детектирования отметок объектов из набора MSTAR на радиолокационных изображениях, формируемых в условиях шумовых помех, с использованием нейросетевого детектора YOLOv4-tiny. Показано, что в случае однородного фона работу детектора можно считать удовлетворительной при отношении сигнал/помеха на изображении 10 дБ и более, и полностью сорванной при отношении сигнал/помеха менее 0 дБ

**Ключевые слова:** глубокая сверточная нейронная сеть, радиолокационное изображение, детектирование объектов, шумовая помеха.

**Автор для переписки:** Купряшкин Иван Федорович, [ifk78@mail.ru](mailto:ifk78@mail.ru)

## Введение

Вопросам детектирования отметок объектов на радиолокационных изображениях (РЛИ) с использованием нейронных сетей уже посвящено достаточно большое количество публикаций [1-12]. В целом, можно отметить, что нейросетевые детекторы демонстрируют высокое качество работы в широком диапазоне условий.

Однако вследствие того, что в современных условиях радиолокационные системы (РЛС) обзора Земли стали одним из важнейших источников в том числе и разведывательной информации, значительный интерес представляет обратная задача, а именно задача срыва процесса детектирования объектов с целью их скрытия от противника [13].

Одним из способов ее решения является формирование преднамеренных шумовых помех, эффект воздействия которых на РЛИ проявляется в увеличении среднего фонового уровня [13]. При достаточном энергопотенциале средств шумовых помех это увеличение может достичь степени, при которой сколько-нибудь эффективное дешифрирование РЛИ исключается [13].

Вопросы нейросетевого поиска и обнаружения объектов на РЛИ, формируемых в условиях воздействия на РЛС преднамеренных помех, в известной литературе практически не отражены. Можно отметить работу автора настоящей статьи [14], в которой предпринята попытка определить степень зашумления РЛИ, достаточную для срыва нормальной работы детектора, представляющего собой комбинацию CFAR-детектора (для обнаружения областей интереса) и глубокой сверточной нейронной сети (для принятия решения о принадлежности области интереса к интересующему классу объектов). Такое построение детектора было использовано для получения как можно более близкой к предельной оценке качества работы алгоритмов на основе глубоких нейросетей применительно к зашумленным РЛИ.

В то же время работа детектора [14] характеризуется низкой скоростью, что при анализе детальных РЛИ участков земной поверхности с площадью до нескольких сотен квадратных километров является критическим недостатком.

Повышение скорости работы при сохранении приемлемой точности результатов вообще является одним из основных направлений развития нейросетевых детекторов. В связи с этим на сегодняшний день в задачах детектирования объектов на РЛИ широкое применение находят такие архитектуры, как Fast-R-CNN, Faster-R-CNN, YOLO, SSD [1-11]. Следует выделить работу [11], так как в ней приведена детальная сравнительная характеристика тридцати различных видов архитектур детекторов.

То есть следует полагать, что основным инструментом автоматического поиска и классификации объектов на РЛИ уже в ближайшем будущем окончательно станут нейросетевые детекторы, основанные на перечисленных быстродействующих архитектурах. В связи с этим оценка их устойчивости к воздействию шумовых помех в интересах уточнения требований к средствам радиопротиводействия авиационным и космическим РЛС является актуальной задачей.

Целью работы является изучение возможностей быстродействующих нейросетевых детекторов по поиску и классификации объектов военной техники на радиолокационных изображениях, сформированных в условиях преднамеренных активных шумовых помех.

## **1. Характеристика и порядок подготовки обучающих и тестовых наборов данных**

В качестве исходных данных используется часть набора Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) [2,14], включающая РЛИ десяти образцов военной техники X-диапазона с разрешением около 0,3 м. Примеры РЛИ объектов набора и их фотографии приведены на рис. 1.

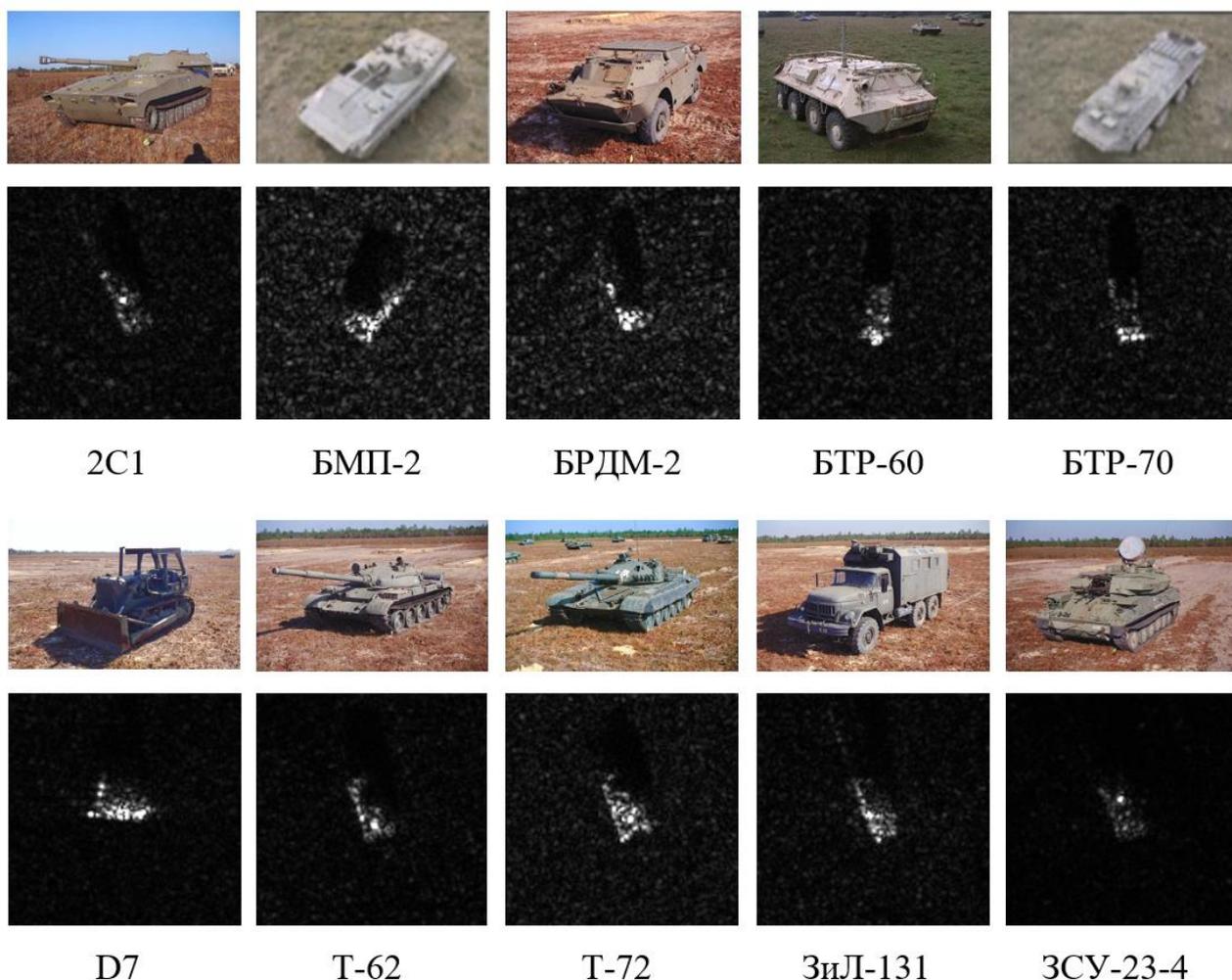


Рис. 1. Оптические и радиолокационные изображения объектов набора MSTAR.

Из всех имеющихся изображений объектов сформированы тренировочный и тестовой наборы объемом 2814 и 2503 изображения соответственно. Изображения тренировочного набора соответствуют съемке с углом визирования 17 градусов, тестового набора – 15 градусов. Сведения о количестве изображений по классам приведены в таблице 1.

Таблица 1. Количество изображений тренировочного и тестового наборов по классам.

Класс (количество изображений тренировочного/тестового набора)				
2С1	БМП-2	БРДМ-2	БТР-60	БТР-70
299/274	233/195	298/274	256/195	233/196
D7	Т-62	Т-72	ЗиЛ-131	ЗСУ-23-4
299/274	299/273	299/274	299/274	299/274

Каждое РЛИ представлено в форме массива комплексных отсчетов  $\dot{\mathbf{I}}$ . На начальном этапе для каждого изображения формируются маски отсчетов отметки объекта и его радиолокационной тени:

$$M_{ij} = \begin{cases} 1, & |\dot{I}_{ij}| \geq I_0 \\ 0, & |\dot{I}_{ij}| < I_0 \end{cases}, T_{ij} = \begin{cases} 1, & |\dot{I}_{ij}| < I_T \\ 0, & |\dot{I}_{ij}| > I_T \end{cases}, \quad (1)$$

где  $I_0$  и  $I_T$  – соответствующие пороговые значения, порядок определения которых подробно изложен в [14],  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, N}$ ;  $N = 44$  – размерность отметки.

Далее формируется однородное фоновое изображение  $\dot{\mathbf{I}}_\phi$ , размерность которого составляет  $416 \times 416$  комплексных отсчетов, амплитуды которых

распределены по закону Вейбулла  $w(x, a, b) = \frac{b}{a} \left(\frac{x}{a}\right)^{b-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{a}\right)^b\right\}$

с параметрами  $a = 0,025$  и  $b = 0,75$ , а фазы – равномерно на интервале  $[-\pi; \pi]$ .

В пределах фонового изображения размещаются от двух до пяти (выбирается случайным образом) отметок объектов произвольных классов в соответствии с правилом:

$$\dot{I}_{\phi_{i+n, j+m}} = \begin{cases} \dot{I}_{ij}, & M_{ij} = 1 \\ 0, & T_{ij} = 1 \\ \dot{I}_{\phi_{ij}}, & M_{ij} = 0 \vee T_{ij} = 0 \end{cases}, \quad (2)$$

где  $n$  и  $m$  – смещения отметки по строке и столбцу фонового изображения, выбираемые случайным образом с учетом условия невыхода отметок за пределы изображения, а также исключения их взаимного наложения.

Значения смещений каждой отметки и ее класса запоминаются с целью последующего аннотирования (разметки) полученных изображений в формате используемого детектора.

Далее полученный массив  $\hat{\mathbf{I}}_\phi$  поэлементно суммируется с массивом  $\boldsymbol{\eta}$  комплексных независимых гауссовских отсчетов с нулевым средним и среднеквадратическим отклонением действительной и мнимой части  $\frac{m}{q} \sqrt{\frac{2}{\pi}}$ , где  $m$  – оценка среднего значения амплитуд отсчетов отметок выбранных объектов в пределах их масок  $M_{ij}$ ; значение  $q$  при этом соответствует заданному отношению сигнал/помеха на изображении.

Над полученным суммарным комплексным массивом осуществляется операция двумерной свертки:

$$\hat{\mathbf{I}} = |\hat{\mathbf{I}}_\phi + \hat{\boldsymbol{\eta}}| * \boldsymbol{\rho}, \quad (3)$$

с ядром:

$$\rho_{ij} = \exp\left(-\frac{0,5}{k_r^2} \left( \left(i - \frac{N}{2}\right)^2 + \left(j - \frac{N}{2}\right)^2 \right)\right). \quad (4)$$

Коэффициент  $k_r$  в выражении (5) определяет задаваемую степень ухудшения разрешающей способности, так при  $k_r = 1$  разрешение восстанавливаемого изображения соответствует исходному и составляет около 0,3 м. Это необходимо для определения необходимой степени детализации ложной отметки при различном разрешении РЛС.

Результат свертки преобразуется в целочисленный 8-битный формат в соответствии с правилом:

$$I_{ij} = \begin{cases} \bar{I}_{kij}, & \bar{I}_{ij} \leq 2^8 \\ 2^8, & \hat{I}_{ij} > 2^8 \end{cases}, \quad (5)$$

где  $\bar{I}_{ij} = \text{int} \left\{ 2^9 \times \frac{|\hat{I}_{ij}| - I_{\min}}{I_{\max}} \right\}$ ;  $I_{\max} = \max\{|\hat{\mathbf{I}}|\}$  и  $I_{\min} = \min\{|\hat{\mathbf{I}}|\}$  – максимальная

и минимальная амплитуды отсчетов изображения соответственно.

Для каждого из значений отношения сигнал/помеха  $q = 0; 5; 10; 15; 20$  дБ в соответствии с (1)-(5) были сформированы по 1000 тренировочных (обучающих) и по 500 тестовых фоновых изображений.

Примеры тестовых изображений при различном отношении сигнал/помеха приведены на рис. 2.

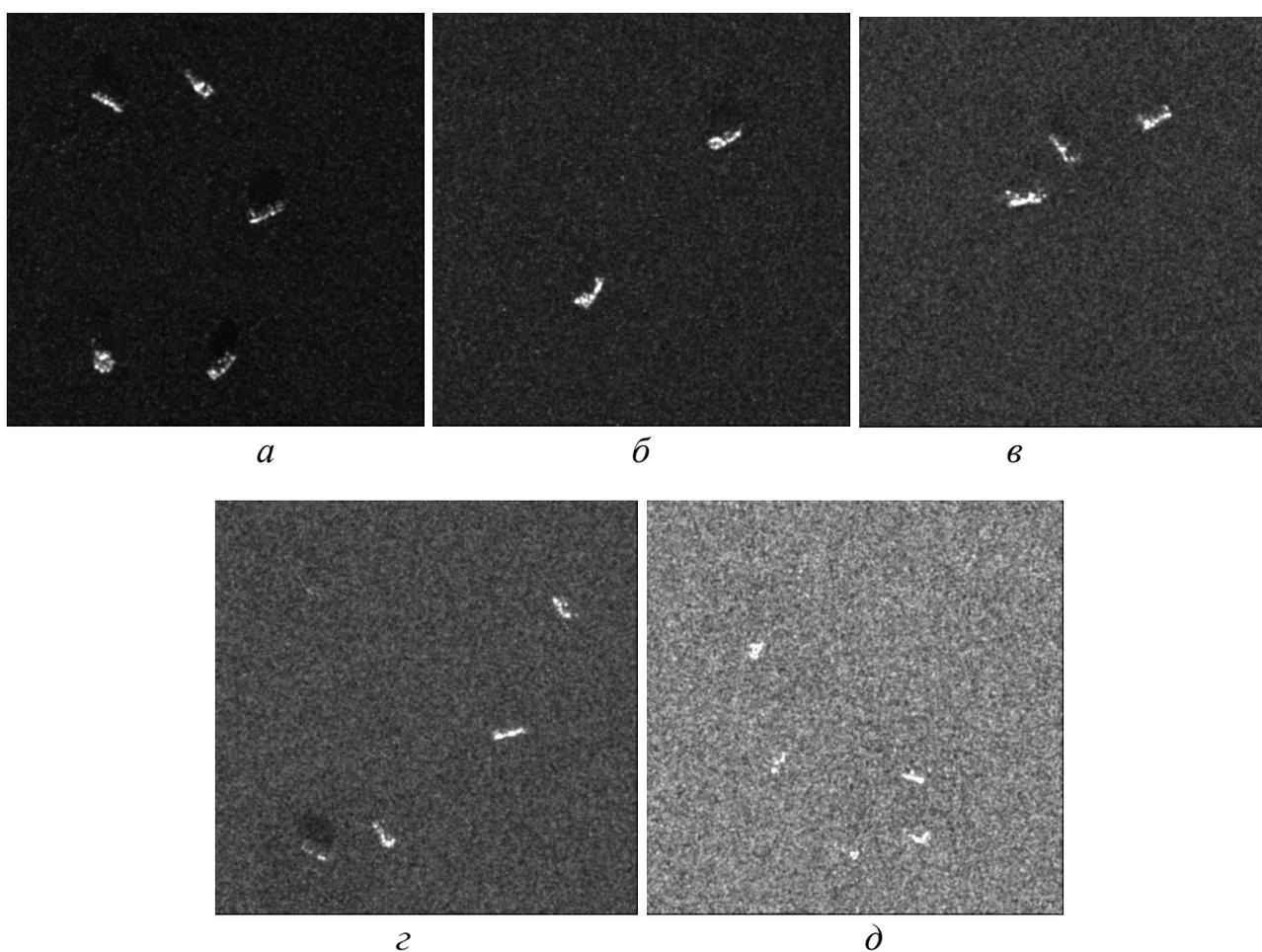


Рис. 2. Тестовые изображения при отношении сигнал/помеха:  
*a* – 20 дБ (5 объектов); *б* – 15 дБ (2 объекта); *в* – 10 дБ (3 объекта);  
*г* – 5 дБ (4 объекта); *д* – 0 дБ (5 объектов).

## 2. Характеристика детектора и результатов его работы

В качестве сети-детектора использовалась сеть YOLOv4-tiny, предобученная на датасете COCO (Common Objects in Context). Сети семейства YOLO являются одними из наиболее популярных благодаря высокой скорости работы. Выбор tiny-версии обусловлен существенно меньшими требованиями к вычислительным ресурсам по сравнению с полной версией YOLOv4, так как количество ее настраиваемых параметров относительно невелико и составляет 5'894'906.

Так как все изображения и отметки являются равномасштабными, то для упрощения и ускорения обучения использовался только один размер фиксированной рамки (anchor box) – 44 на 44 пикселя, что соответствует размерности отдельной отметки. Подаваемые на вход сети пакеты тренировочного и тестового наборов включали по 10 изображений, количество эпох обучения – 100. В качестве оптимизатора использовался алгоритм Adam, параметр скорости обучения изменялся от  $10^{-3}$  до  $0,5 \times 10^{-4}$ . Пороговое значение параметра IoU (пересечение над объединением) задавалось равным 0,45, пороговое значение уверенности принадлежности классу (score) – 0,3.

Для оценки качества работы детектора применялась стандартная метрика в виде интегрального параметра mean Average Precision (mAP), представляющего собой усредненное по всем классам тестовой выборки значение показателя Average Precision (AP). В свою очередь, AP каждого класса определяется как площадь под кривой « $p$ - $r$ », где значение  $p$  («precision») определяется как:

$$p = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}, \quad (6)$$

а значение  $r$  («recall») – как:

$$r = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (7)$$

где  $N_{TP}$  – число правильно обнаруженных объектов заданного класса (True Positive);  $N_{FP}$  – число ложных обнаружений объектов заданного класса (False Positive);  $N_{FN}$  – число необнаруженных объектов (пропусков) заданного класса (False Negative).

То есть показатель «recall» в некотором смысле характеризует вероятность обнаружения объекта заданного класса среди их общего количества в тестовой выборке, причем значение «recall», близкое к единице, свидетельствует еще и о небольшом количестве ложных тревог. Показатель «precision» можно рассматривать как своего рода вероятность правильной классификации обнаруженных объектов.

Расчет значения AP для отдельного класса осуществляется в соответствии с выражением:

$$AP = \sum_{k=1}^{N_k} p_k (r_k - r_{k-1}), \quad (8)$$

где  $p_k$  и  $r_k$  – значения «precision» и «recall», пересчитываемые в соответствии с (6) и (7) каждый раз при очередном  $k$ -м принятии решения об обнаружении объекта интересующего класса в процессе обработки изображений всего тестового набора. При этом пересчет осуществляется только при условии изменения значения  $r_k$ , т.е. при  $r_k \neq r_{k-1}$ .

Результаты оценки показателей (6)-(8) для каждого из десяти классов набора MSTAR при различных значениях  $q$  приведены в таблице 2, обобщенные по десяти классам значения показателей – в таблице 3.

Таблица 2. Результаты детектирования изображений тестового набора при различном отношении сигнал/помеха  $q$ .

	2С1	БМП-2	БРДМ-2	БТР-60	БТР-70	D7	T-62	T-72	ЗиЛ-131	ЗСУ-23-4
$q = 20$ дБ, $mAP = 94,44$ %										
$N$	166	185	148	180	170	165	180	194	190	164
$N_{TP}$	155	179	145	168	157	163	157	178	189	160
$N_{FP}$	19	21	21	1	5	6	5	14	15	7
$r$	93,37 %	96,76 %	97,97 %	93,33 %	92,35 %	98,79 %	87,22 %	91,75 %	99,47 %	97,56 %
$p$	89,08 %	89,50 %	87,35 %	99,41 %	96,91 %	96,45 %	96,91 %	92,71 %	92,65 %	95,81 %
AP	92,45 %	95,66 %	95,59 %	93,27 %	92,23 %	98,77 %	87,08 %	90,99 %	99,15 %	97,28 %
$q = 15$ дБ, $mAP = 91,66$ %										
$N$	176	168	200	166	185	202	192	168	171	178
$N_{TP}$	151	157	196	153	173	198	175	150	155	167
$N_{FP}$	30	25	25	9	22	14	20	11	18	8
$r$	85,80 %	93,45 %	98,00 %	92,17 %	93,51 %	98,02 %	91,15 %	89,29 %	90,64	93,82 %
$p$	83,43 %	86,26 %	88,69 %	94,44 %	88,72 %	93,40 %	89,74 %	93,17 %	89,60 %	95,43 %
AP	83,64 %	92,49 %	96,28 %	91,85 %	92,39 %	97,67 %	90,42 %	88,28 %	89,99 %	93,63 %
$q = 10$ дБ, $mAP = 82,68$ %										
$N$	171	171	194	167	157	168	179	172	187	170
$N_{TP}$	147	141	183	139	112	165	135	141	159	165
$N_{FP}$	57	36	53	12	24	15	22	34	53	16
$r$	85,96 %	82,46 %	94,33 %	83,23 %	71,34 %	98,21 %	75,42 %	81,98 %	85,03 %	97,06 %
$p$	72,06 %	79,66 %	77,54 %	92,05 %	82,35 %	91,67 %	85,99 %	80,57 %	75,00 %	91,16 %
AP	79,50 %	78,75 %	89,13 %	82,42 %	68,79 %	98,04 %	73,39 %	79,37 %	81,35 %	96,01 %
$q = 5$ дБ, $mAP = 52,01$ %										
$N$	175	178	190	187	170	166	177	179	174	166
$N_{TP}$	107	98	129	119	95	140	115	110	98	130
$N_{FP}$	135	107	93	56	79	53	88	64	111	53
$r$	61,14 %	55,06 %	67,89 %	63,64 %	55,88 %	84,34 %	64,97 %	61,45 %	56,32 %	78,31 %
$p$	44,21 %	47,80 %	58,11 %	68,00 %	54,60 %	72,54 %	56,65 %	63,22 %	46,89 %	71,04 %
AP	40,38 %	40,53 %	46,43 %	57,38 %	40,85 %	80,51 %	50,92 %	51,09 %	38,21 %	73,80 %
$q = 0$ дБ, $mAP = 11,11$ %										
$N$	166	179	187	168	180	154	181	179	163	171
$N_{TP}$	1	33	3	5	31	136	52	58	41	49
$N_{FP}$	8	69	2	26	69	287	149	199	121	92
$r$	0,60 %	18,44 %	0,02 %	2,98 %	17,22 %	88,31 %	28,73 %	32,40 %	25,15 %	28,65 %
$p$	0,11 %	32,35 %	0,60 %	16,13 %	0,31 %	32,15 %	25,87 %	22,57 %	25,31 %	34,75 %
AP	0,12 %	6,72 %	0,96 %	1,06 %	7,36 %	46,31 %	15,79 %	10,03 %	10,14 %	12,56 %

Таблица 3. Обобщенные результаты детектирования изображений тестового набора при различном отношении сигнал/помеха  $q$ .

	Отношение сигнал/помеха тренировочного и тестового наборов				
	$q = 20$ дБ	$q = 15$ дБ	$q = 10$ дБ	$q = 5$ дБ	$q = 0$ дБ
$N$	1741	1806	1736	1762	1728
$N_{TP}$	1651	1675	1487	1141	409
$N_{FP}$	114	182	322	839	1022
$N_{TP}/N$	94,78 %	92,75 %	85,66 %	64,76 %	23,67 %
$N_{FP}/(N_{TP} + N_{FP})$	6,46 %	9,80 %	17,79 %	42,37 %	71,42 %

В таблице 4 приведены результаты оценки показателя mAP для всех сочетаний (по отношению сигнал/помеха) тренировочных и тестовых наборов. В скобках приведены оценки показателя mAP для детектора на основе сети YOLOv3-tiny, дообученного на этих же наборах изображений, демонстрирующие уверенное превосходство YOLOv4-tiny.

Таблица 4. Результаты детектирования изображений тестового набора при различном отношении сигнал/помеха  $q$  (значения показателя mAP)

Обучающий набор	Тестовый набор				
	$q = 20$ дБ	$q = 15$ дБ	$q = 10$ дБ	$q = 5$ дБ	$q = 0$ дБ
20 дБ	94,44 % (88,44 %)	87,28 %	48,74 %	5,72 %	0,08 %
15 дБ	93,39 %	91,66 % (80,62 %)	68,73 %	15,07 %	0,28 %
10 дБ	82,84 %	82,27 %	82,68 % (65,50 %)	40,21 %	1,22 %
5 дБ	21,35 %	26,10 %	38,16 %	52,01 % (9,06 %)	7,26 %
0 дБ	1,06 %	1,71 %	2,92 %	5,98 %	11,11 % (7,67 %)

Примеры результатов детектирования тестового изображения ( $q = 20$  дБ) детекторами, обученными при различном отношении сигнал/помеха, приведены на рис. 3. Синими и красными прямоугольниками выделены правильно и неправильно классифицированные объекты соответственно.

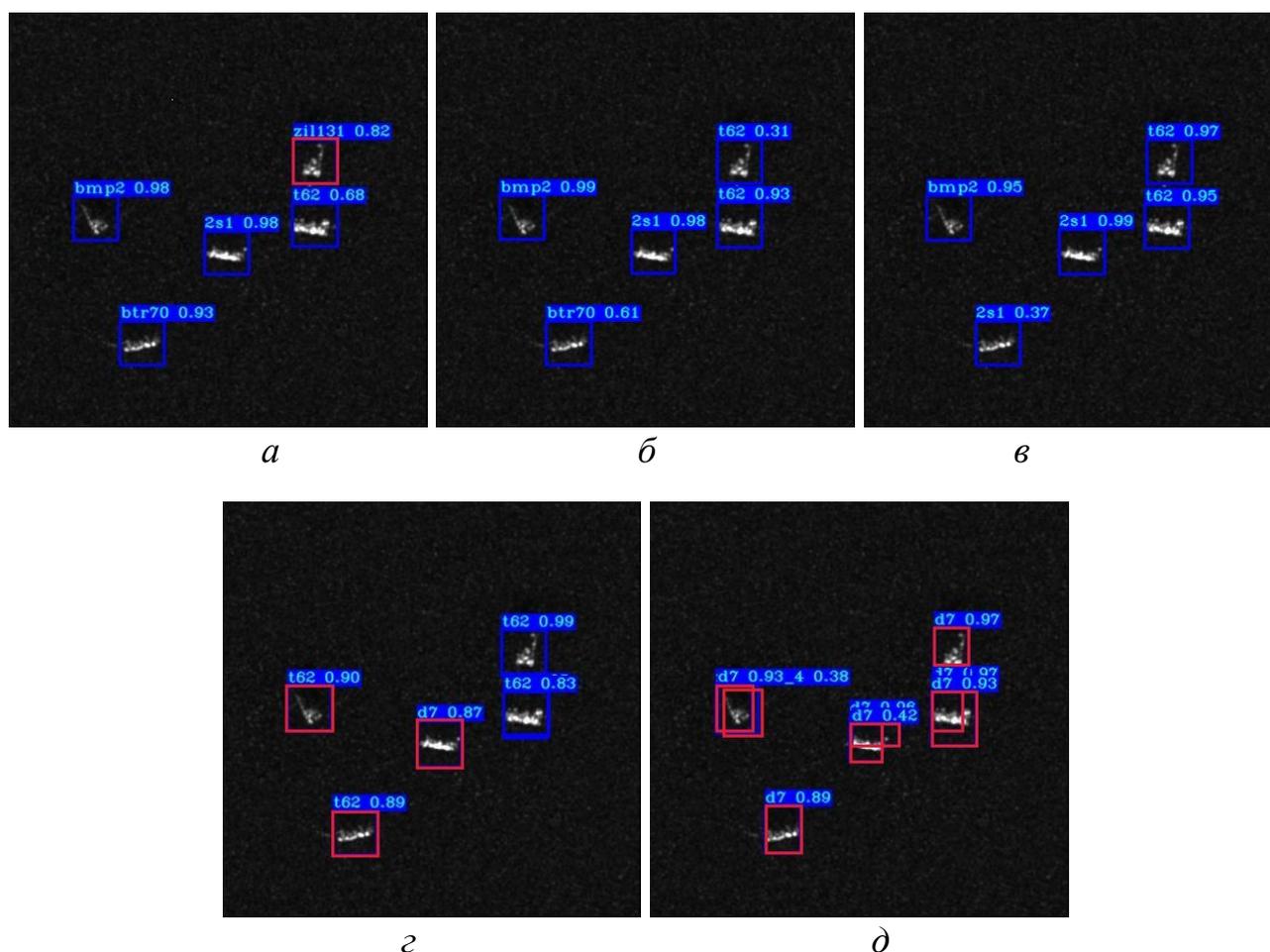


Рис. 3. Результат детектирования тестового изображения детекторами, обученными при отношении сигнал/помеха:  $a$  – 20 дБ;  $б$  – 15 дБ;  $в$  – 10 дБ;  $г$  – 5 дБ;  $д$  – 0 дБ.

В целом, из анализа данных таблиц 2 и 3 следует очевидный вывод о снижении качества работы детектора при уменьшении отношения сигнал/помеха. При этом имеет место одновременное как снижение количества правильно классифицированных объектов из их общего числа, так и увеличение доли неправильно классифицированных объектов в общем числе обнаруженных детектором. В случае, когда  $q$  составляет 15 и более децибел, работу детектора можно считать хорошей, так как значение точности составляет более 92%, а mAP – более 91%. Доля неверно классифицированных объектов от общего числа обнаруженных при этом не превышает 10%.

При значении  $q = 10$  дБ работу детектора еще можно считать удовлетворительной (значение точности составляет более 85%, mAP – более 82%, доля неверно классифицированных объектов не превышает 18%). Следует

отметить, что сеть, обученная на наборе с  $q = 10$  дБ, характеризуется наибольшей устойчивостью результатов детектирования к изменению отношения сигнал/помеха, так как демонстрирует стабильный показатель mAP около 82% во всем диапазоне значений  $q = 10 \dots 20$  дБ. Исходя из результатов, полученных в [14], можно полагать, что и в этом случае обучение на смешанном наборе изображений позволит дополнительно повысить устойчивость и точность сети.

При значениях отношения сигнал/помеха, равных 5 дБ и менее, работу детектора можно считать сорванной. Это хорошо согласуется с результатами, полученными для детектора на основе комбинации алгоритма CFAR и сверточной нейросети VGG-типа. По всей видимости, вывод о том, что отношение сигнал/помеха на радиолокационном изображении должно превышать 5 дБ для уверенного обнаружения объектов военной техники нейросетевыми детекторами, является довольно общим.

## **Заключение**

Полученные результаты свидетельствуют о высоком качестве работы быстродействующего нейросетевого детектора YOLOv4-tiny при решении задачи поиска и классификации объектов военной техники на РЛИ. В беспомеховой обстановке, или при достаточно высоком отношении среднего уровня отметки объекта к уровню окружающего шумового фона (отношение сигнал/помеха 15 и более децибел), значение интегрального показателя mAP составляет более 90%.

По мере уменьшения отношения сигнал/помеха качество работы детектора снижается, и при его значении порядка 5 дБ или ниже становится неудовлетворительным. Эта оценка может быть использована при обосновании требований к энергетическим характеристикам средств помех авиационным и космическим РЛС обзора Земли.

## Литература

1. Bao W., Huang M., Zhang Y., Xu Y., Liu X., Xiang X. Boosting ship detection in SAR images with complementary pretraining techniques. *ArXiv*. <https://arxiv.org/abs/2103.08251>
2. Amrani M., Bey A., Amamra A. New SAR Target Recognition Based on YOLO and Very Deep Multi-Canonical Correlation Analysis. *ArXiv*. <https://arxiv.org/abs/2110.15383>
3. Kim W., Cho H., Kim J., Kim B., Lee S. YOLO-Based Simultaneous Target Detection and Classification in Automotive FMCW Radar Systems. *Sensors*. 2020. Vol. 20, 2897. <https://doi.org/10.3390/s20102897>
4. Chang Y.-L., Anagaw A., Chang L., Wang Y.-C., Hsiao C.-Y., Lee W.-H. Ship Detection Based on YOLOv2 for SAR Imagery. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, 786. <https://doi.org/10.3390/rs11070786>
5. Zhou L., Wei S., Cui Z., Fang J., Yang X., Ding W. Lira-YOLO: a lightweight model for ship detection in radar images. *Journal of Systems Engineering and Electronics*. 2020. Vol. 31. No. 5. PP.950–956. <https://doi.org/10.23919/JSEE.2020.000063>. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9215072>
6. Cui Z., Tang C., Cao Z., Liu N. D-ATR for SAR Images Based on Deep Neural Networks. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, 906. <https://doi.org/10.3390/rs11080906>
7. Чорбаа Н.А., Ле Ань Ту, Толстой И.М. Сравнительный анализ методов детектирования объектов на радиолокационных изображениях при помощи нейронных сетей. *Научный результат. Информационные технологии*. 2020. Т.5. №4. С. 15-25. <https://doi.org/10.18413/2518-1092-2020-5-4-0-3>
8. Gao F., Liu A., Liu K., Yang E., Hussain A. A novel visual attention method for target detection from SAR images. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2019. Vol. 32(8). P. 1946-1958 <https://doi.org/10.1016/j.cja.2019.03.021>
9. Chen Y., Duan T., Wang C., Zhang Y., Huang M. End-to-End Ship Detection in SAR Images for Complex Scenes Based on Deep CNNs. *Journal of Sensors*. Vol. 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/8893182>

10. Wu T.-D., Wang H.-F., Hsu P.-H., Tjong K.-K., Chang L.-C., Chang C.-H. Target Detection and Recognition in Synthetic Aperture Radar Images Using YOLO Deep Learning Methods. 2023 International Conference on Consumer Electronics – Taiwan (ICCE-Taiwan). 2023. PP. 593-594. <https://doi.org/10.1109/ICCE-Taiwan58799.2023.10226736>. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10226736>
11. Zhang T., Zhang X., Ke X., Zhan X., Shi J., Wei S., Pan D., Li J., Su H., Zhou Y., Kumar D. LS-SSDD-v1.0: A Deep Learning Dataset Dedicated to Small Ship Detection from Large-Scale Sentinel-1 SAR Images. Remote Sensing. 2020. 12. 2997. <https://doi.org/10.3390/rs12182997>
12. Казачков Е.А., Матюгин С.Н., Попов И.В., Шаронов В.В. Обнаружение и классификация малоразмерных объектов на изображениях, полученных радиолокационными станциями с синтезированной апертурой. Вестник Концерна ВКО «Алмаз – Антей». 2018. № 1. С. 93-99. <https://doi.org/10.38013/2542-0542-2018-1-93-99>
13. Купряшкин И.Ф., Лихачев В.П. Космическая радиолокационная съемка земной поверхности в условиях помех. Воронеж, Научная книга. 2014. 460 с.
14. Купряшкин И.Ф. Детектирование объектов военной техники с использованием сверточной нейронной сети на радиолокационных изображениях, сформированных в условиях шумовых помех. Журнал радиоэлектроники. 2022. №6. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.6.8>

**Для цитирования:**

Купряшкин И.Ф. Детектирование объектов военной техники на зашумленных радиолокационных изображениях с использованием детектора YOLOv4-tiny. // Журнал радиоэлектроники. – 2025. – №. 2. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.2.7>