

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.1.3>

УДК: 621.396.67

МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ЭЛЕМЕНТОВ КОСМИЧЕСКОГО МУСОРА ПО ОПТИЧЕСКИМ И РАДИОЛОКАЦИОННЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

О.А. Мишуков, А.Н. Смирнов, А.Е. Житихин

Военно-космическая академия им. А.Ф. Можайского
197198, Санкт-Петербург, ул. Ждановская, 13

Статья поступила в редакцию 15 октября 2023 г.

Аннотация. Представлен усовершенствованный байесовский метод, применяемый для распознавания элементов космического мусора по оптическим и радиолокационным изображениям и предназначенный для выявления потенциально-опасных элементов космического мусора для функционирующих космических аппаратов. Предложен набор информативных признаков распознавания элементов космического мусора. В качестве решающего правила рассмотрен модифицированный байесовский классификатор на основе глубокой нейронной сети с последовательной процедурой принятия решений. Определены требования к качеству используемых оптических и радиолокационных изображений. Получены результаты оценивания вероятности распознавания для разных типов элементов космического мусора при различном количестве используемых оптических и радиолокационных изображений.

Ключевые слова: элемент космического мусора, радиолокационное изображение, оптическое изображение, байесовский классификатор, решающее правило.

Автор для переписки: Мишуков Олег Александрович, oleg_mish@mail.ru

Введение

Непрерывное увеличение количества элементов космического мусора (ЭКМ) в околоземном космическом пространстве (ОКП) в результате аварийного разрушения или прекращения функционирования отработавших космических аппаратов (КА) привело к необходимости развертывания систем мониторинга космического пространства. Можно напомнить о взрывах в ОКП 12 февраля 2020 года третьей ступени ракеты-носителя «Циклон-3» и 8 мая 2020 года отработанного топливного бака разгонного блока «Фрегат-СБ», в результате которых образовалось более 100 обломков.

В целях предупреждения столкновений опасных ЭКМ техногенного происхождения с функционирующими КА на основе мониторинга ОКП в Российской Федерации развертывается автоматизированная система предупреждения об опасных ситуациях (АСПОС) [1]. Эта система представляет географически распределенную сеть информационных средств наблюдения (СН), функционирующих в радио- и оптическом диапазонах длин волн, с единым центром обработки данных.

Проведенный анализ процесса функционирования АСПОС при решении задач мониторинга ЭКМ в ОКП показал, что, несмотря на широкую географию размещения ее информационных средств (ИС), получаемой координатной (КИ) и некоординатной информации (НКИ) не всегда достаточно для выполнения распознавания типов ЭКМ с требуемой вероятностью ($P_{тр} = 0.9$). Это обусловлено низкой оперативностью применения оптико-электронных средств и высокими временными затратами на сбор необходимой КИ и НКИ по ЭКМ для обеспечения требуемой вероятности распознавания.

Анализ алгоритмов классификации, реализованных в программно-алгоритмическом обеспечении АСПОС, показал, что не вся доступная НКИ используется в полном объеме для распознавания ЭКМ. Для обеспечения требуемой вероятности распознавания типа ЭКМ необходимо использовать НКИ, которая позволит выявлять отличия в геометрической форме и конструктивных особенностях наблюдаемых ЭКМ. Такое распознавание

станет возможным при использовании детальных изображений ЭКМ, получаемых в радио- и оптическом диапазонах длин волн.

Техногенное засорение ОКП в результате запусков новых летательных аппаратов, взрывов и аварий стало существенным негативным фактором в его освоении [2]. Особенно остро этот вопрос стоит для низких орбит с высотами до 2000 км и геостационарных, где техногенное загрязнение максимально и возникла реальная опасность столкновения ЭКМ с действующими КА [3]. Проблема предотвращения опасных последствий образования космического мусора приобрела глобальный характер и обусловила важность решения задачи распознавания ЭКМ для определения степени их опасности для функционирующих КА [4].

В настоящее время в состав АСПОС вводятся новые оптико-электронные и радиолокационные комплексы, позволяющие получать различную НКИ в радио- и оптическом диапазонах излучения. Одним из видов получаемой НКИ являются оптические (ОИ) и радиолокационные изображения (РЛИ) ЭКМ, обладающие высокой информативностью. Однако научно-методический аппарат, реализованный в программно-алгоритмическом обеспечении АСПОС, не позволяет использовать эту информацию для классификации ЭКМ. Использование ОИ и РЛИ при распознавании ЭКМ требует разработки новых методов, учитывающих особенности изображений в каждом из диапазонов. Таким образом, становится актуальной задача повышения точности распознавания ЭКМ за счет использования ОИ и РЛИ.

Цель статьи – разработать метод распознавания ЭКМ на основе усовершенствования Байесовского метода, позволяющий использовать ОИ и РЛИ для обеспечения требуемой вероятности распознавания $P_{тр}$.

1. Постановка задачи

Дано: алфавит типов ЭКМ $\Omega = \{\omega_i, i = \overline{1, K}\}$, множество ОИ $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$, множество РЛИ $R = \{r_1, \dots, r_m\}$ ЭКМ неизвестного типа, набор информативных признаков $X = \{x_1, \dots, x_g\}$, каждый из которых характеризуется множеством допустимых значений.

Путем моделирования отражательных характеристик типовых ЭКМ в оптическом и радиодиапазонах длин волн получена база эталонных ОИ $Q' = \{Q_1, \dots, Q_K\}$ и РЛИ $R' = \{R_1, \dots, R_K\}$ типовых ЭКМ. Эталонное ОИ $q(\omega_i, \psi_k, \Delta x) \in Q_i$ ЭКМ, принадлежащего к типу ω_i , представляет собой двумерную матрицу $q = C_{m \times n}^{i, \psi_k}$ пикселей $c_{x,y}$ размером $m \times n$, каждый элемент которой характеризуется значением интенсивности $c_{x,y} = I(x, y)$ и координатами x и y . Область значений интенсивности пикселей лежит в диапазоне $I(x, y) \in [0, 255]$, ψ_k – ракурс ЭКМ относительно линии визирования ОЭС, $\{\psi_1, \dots, \psi_g\}$ – множество возможных ракурсов ЭКМ, Δx – разрешение ОИ. Эталонное РЛИ $r(\omega_i, \varphi_k, \Delta x, \Delta y) \in R_i$ ЭКМ, принадлежащего к типу ω_i , представляет собой двумерную матрицу $r = B_{m \times n}^{i, \varphi_k}$ пикселей $b_{x,y}$ размером $m \times n$, каждый элемент которой характеризуется значением интенсивности $b_{x,y} = I(x, y)$ и координатами x и y . Область значений интенсивности лежит в диапазоне $I(x, y) \in [0, 255]$, φ_k – ракурс ЭКМ относительно линии визирования РЛС, $\{\varphi_1, \dots, \varphi_g\}$ – множество возможных ракурсов ЭКМ, Δx – разрешение РЛИ по азимуту, Δy – разрешение РЛИ по дальности.

Необходимо: 1) разработать метод распознавания ЭКМ, позволяющий по имеющемуся набору признаков X относить неизвестный ЭКМ к одному из известных типов $F: X \rightarrow \omega_i, \omega_i \in \Omega$ с вероятностью правильного распознавания типа ЭКМ $P_{\text{пр.расп}} = P(\omega_i/X)$ не менее требуемого значения $P_{\text{пр.расп}} \geq P_{\text{тр}}$; 2) определить зависимость вероятности правильного распознавания типа ЭКМ от количества используемых ОИ и РЛИ $P_{\text{пр.расп}} = f(N_{\text{ои}}, N_{\text{рли}})$.

Принятые допущения: 1) ОИ и РЛИ содержат информацию только об одном образе ЭКМ, принадлежащем к определенному типу ЭКМ $\omega_i \in \Omega$; 2) ракурс ЭКМ на ОИ и РЛИ априорно известен; 3) минимальный геометрический размер ЭКМ не менее 0,3 м.

2. Описание метода распознавания элементов космического мусора

Исходными данными метода распознавания являются: алфавит типов ЭКМ, набор некоординатных измерений, представляющий множество ОИ и РЛИ распознаваемого ЭКМ, словарь информативных признаков $X^{oi} = \{x_1, \dots, x_{42}\}$, $X^{ri} = \{x_1, \dots, x_7\}$ и требуемая вероятность распознавания типа ЭКМ $P_{\text{тр}}$. В состав набора признаков ОИ X^{oi} включены: значения десяти коэффициентов компактности выделенных сегментов μ_j , значения первых тридцати Фурье-коэффициентов дескриптора контура, эксцентриситет фигуры объекта e_j и ракурс наблюдения ψ_k ЭКМ на ОИ. В состав набора признаков РЛИ X^{ri} включены: количество локальных центров рассеяния (ЛЦР) N_c , значение максимального расстояния между ЛЦР L_{max} , значение среднего расстояния между ЛЦР L_{mid} , среднее значение амплитуд всех ЛЦР σ_{mid} , суммарное значение амплитуд всех ЛЦР σ_{sum} , значение максимальной амплитуды ЛЦР σ_{max} и ракурс наблюдения φ_k ЭКМ на РЛИ. Выбранный словарь признаков позволяет с достаточной полнотой описать геометрическую форму и отражающие свойства поверхности ЭКМ в оптическом и радиодиапазоне длин волн.

Структурно-логическая схема метода распознавания ЭКМ представлена на рисунке 1. Для корректной работы усовершенствованного байесовского метода распознавания на начальном этапе осуществляется предварительная обработка данных, а также настройка и обучение нейросетевого классификатора (НСК). Предварительная обработка данных включает вычисление значений признаков по ОИ и РЛИ ЭКМ и нормализацию значений признаков [5]. Фаза настройки и обучения НСК включает структурный и параметрический синтез, в результате которого определяется архитектура нейронной сети, выбираются и фиксируются значения гиперпараметров модели НСК (скорость обучения и параметры регуляризации). Архитектура нейронной сети определяется количеством слоев, типом и количеством узлов в каждом слое [6]. Для обучения НСК формируется выборка данных, включающая признаки классификации и метки типовых ЭКМ $\{\omega_i\}_{i=1}^K$. Признаки классификации вычисляются путем обработки ОИ и РЛИ типовых ЭКМ, содержащихся в базе эталонных изображений.

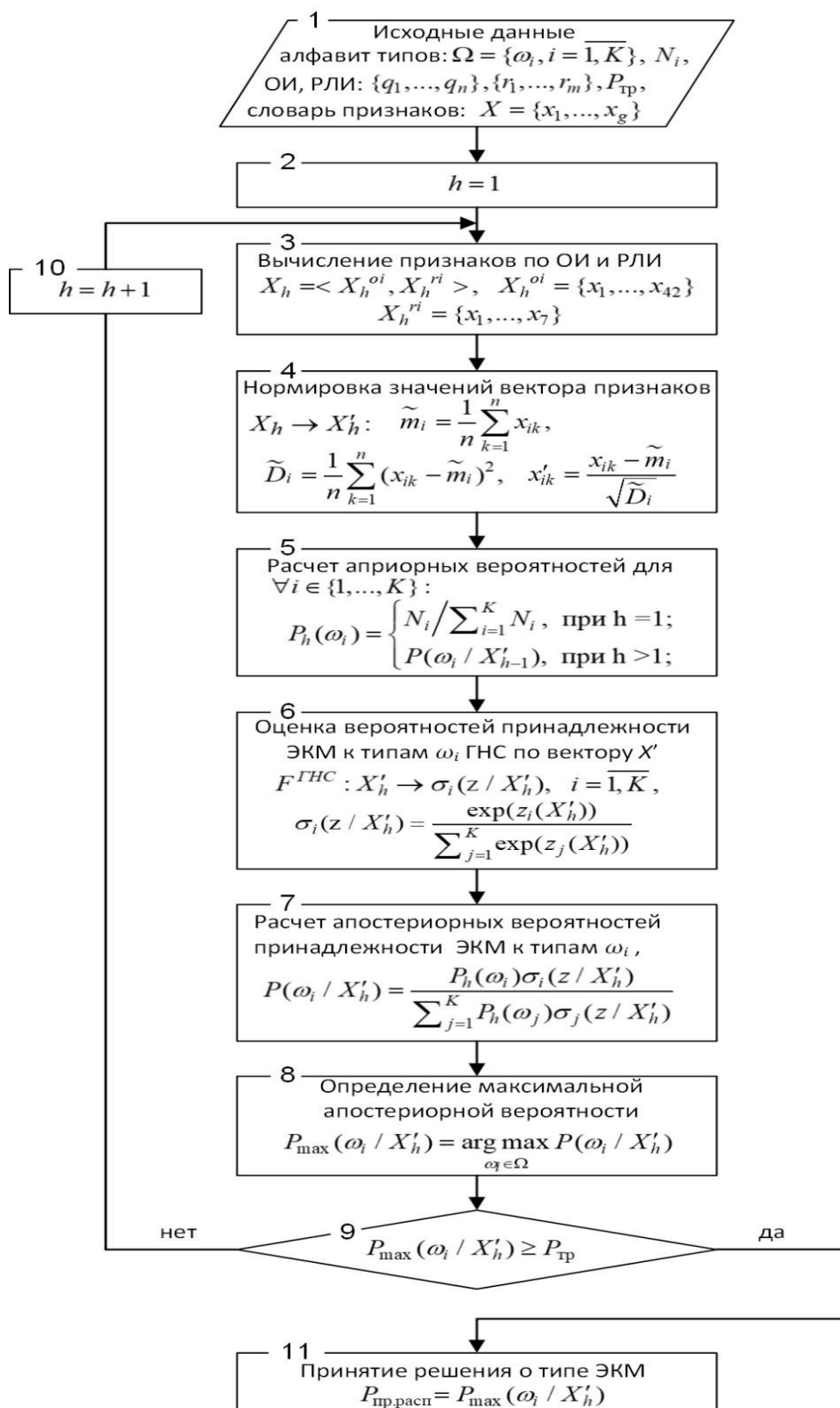


Рис. 1. Структурно-логическая схема метода распознавания типа ЭКМ.

В качестве архитектуры НСК выбрана глубокая нейронная сеть (ГНС) с количеством нейронов входного слоя равным размерности вектора признаков X ($q = 49$), количеством скрытых слоев равным 7 и последним (выходным)

слоем Softmax с количеством нейронов, соответствующем количеству типов классифицируемых типов ЭКМ ($K = 10$). Функция активации Softmax вычисляется по нескольким входам, что позволяет преобразовать K вещественных значений предсказаний (v_1, \dots, v_K) в выходные значения вероятностей (p_1, \dots, p_K) . В слое Softmax ГНС выход каждого нейрона $\sigma(z)_i$ зависит от сумматоров всех остальных нейронов Softmax группы, а сумма выходных значений всей группы равняется 1. Данное свойство позволяет интерпретировать значения, получаемые на выходах нейронов слоя Softmax, как вероятности принадлежности классифицируемого ЭКМ к типам $\omega_i \in \Omega$, при входных значениях нормированного вектора признаков X' . Для обучения ГНС используется метод обратного распространения ошибки, в качестве функции потерь в выходном слое нейросети используется кросс-энтропия (cross-entropy loss) [7].

Метод представляет последовательную процедуру принятия решений [8, 9] о типе ЭКМ, которая состоит из последовательности повторяющихся шагов h . На каждом шаге h решается задача распознавания типа ЭКМ и вычисляется значение вероятности правильного распознавания типа ЭКМ $P_{\text{пр.расп}}$, которое сравнивается с требуемым значением вероятности распознавания $P_{\text{тр}}$.

В зависимости от полученного на h -м шаге результата сравнения вероятностей распознавания либо принимается решение о принадлежности ЭКМ к определенному типу $\omega_i \in \Omega$, либо о продолжении процесса распознавания.

Рассмотрим последовательную процедуру принятия решений. На первом шаге распознавания ($h = 1$) по ОИ вычисляются значения признаков X_h^{oi} , далее по РЛИ вычисляются значения признаков X_h^{ri} . В результате формируется вектор признаков распознавания типа ЭКМ $X_h = \langle X_h^{oi}, X_h^{ri} \rangle$, $X_h^{oi} = \{x_1, \dots, x_{42}\}$, $X_h^{ri} = \{x_1, \dots, x_7\}$. Для приведения значений признаков к единому масштабу выполняется их нормировка с помощью формул (1) – (3) [10]. Среднее

арифметическое выборочных значений i -го признака m_i вычисляется по формуле:

$$\tilde{m}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ik}, \quad (1)$$

где x_{ik} – значение i -го признака для k -го объекта обучающей выборки;
 n – количество объектов обучающей выборки.

Статистическая дисперсия \tilde{D}_i выборочных значений i -го признака вычисляется по формуле:

$$\tilde{D}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ik} - \tilde{m}_i)^2, \quad (2)$$

где \tilde{m}_i – среднее арифметическое выборочных значений i -го признака;
 x_{ik} – значение i -го признака для k -го объекта обучающей выборки.

Нормированные значения признаков вычисляются по формуле:

$$x'_{ik} = \frac{x_{ik} - \tilde{m}_i}{\sqrt{\tilde{D}_i}}. \quad (3)$$

Далее для каждого типа ЭКМ $\omega_i \in \Omega$ вычисляются значения априорных вероятностей $P_h(\omega_i)$ принадлежности к типам ω_i . На первом шаге распознавания ($h = 1$) для каждого типа ЭКМ $\omega_i \in \Omega$ вычисляются значения априорных вероятностей в количестве N_i на основе информации, содержащейся в каталоге объектов АСПОС.

На следующих шагах распознавания ($h > 1$) значения априорных вероятностей $P_h(\omega_i)$ принимаются равными значениям апостериорных вероятностей $P(\omega_i/X'_{h-1})$ принадлежности ЭКМ к типам $\omega_i \in \Omega$, полученным на предыдущем ($h-1$) шаге распознавания. Формула для расчета априорных вероятностей $P_h(\omega_i)$ для $\forall i \in \{1, \dots, K\}$ имеет вид:

$$P_h(\omega_i) = \begin{cases} \frac{N_i}{\sum_{i=1}^K N_i}, & \text{при } h = 1; \\ P(\omega_i/X'_{h-1}), & \text{при } h > 1, \end{cases} \quad (4)$$

где $P(\omega_i/X'_{h-1})$ – значение апостериорной вероятности принадлежности ЭКМ к типу ω_i на $(h-1)$ шаге распознавания.

Для вычисления значений апостериорных вероятностей принадлежности ЭКМ к типам $\omega_i \in \Omega$ на вход предварительно обученного НСК подаются нормированные значения вектора признаков X'_h . В результате на выходах нейронов выходного слоя Softmax НСК формируются значения выходного вектора $\sigma(z)_i$, представляющие значения вероятностей принадлежности ЭКМ к типам $\omega_i \in \Omega$ при входном значении вектора признаков X'_h . Математическое выражение, описывающее значение выхода i -го нейрона выходного слоя Softmax НС при входном значении вектора признаков X'_h , имеет вид:

$$\sigma_i(z/X'_h) = \frac{\exp(z_i(X'_h))}{\sum_{j=1}^K \exp(z_j(X'_h))}, \forall i \in \{1, \dots, K\}, \quad (5)$$

где X'_h – нормированное значение вектора признаков ЭКМ на входе НСК, полученное на h -м шаге распознавания;

$z_j(X'_h)$ – значение на входе i -го нейрона выходного слоя Softmax при входном значении вектора признаков X'_h .

Значения апостериорных вероятностей $P(\omega_i/X'_h)$ принадлежности ЭКМ к типам $\omega_i \in \Omega$ рассчитываются с учетом ранее вычисленных значений априорных вероятностей по формуле Байеса:

$$P(\omega_i/X'_h) = \frac{P_h(\omega_i)\sigma_i(z/X'_h)}{\sum_{j=1}^K P_h(\omega_j)\sigma_j(z/X'_h)}. \quad (6)$$

Вероятность правильного распознавания типа ЭКМ определяется по максимальному значению апостериорных вероятностей, полученных на h -м шаге распознавания, в соответствии с выражением:

$$P_{\max}(\omega_i/X'_h) = \operatorname{argmax}_{\omega_i \in \Omega} P(\omega_i/X'_h). \quad (7)$$

Окончательное решение о принадлежности ЭКМ к определенному типу ω_i принимается при выполнении условия:

$$P_{\max}(\omega_i/X'_h) \geq P_{\text{тр}}, \quad (8)$$

где $P_{\text{тр}}$ – требуемое значение вероятности правильного распознавания типа ЭКМ ($P_{\text{тр}} = 0.9$).

Если условие (8) не выполняется, то процесс распознавания типа ЭКМ продолжается и выполняется следующий шаг распознавания ($h + 1$). При расчете вектора признаков X_{h+1} используются ОИ и РЛИ, полученные при других ракурсах наблюдения, а значения априорных вероятностей $P_{h+1}(\omega_i)$ принадлежности ЭКМ к типам ω_i принимаются равными значениям апостериорных вероятностей $P(\omega_i/X'_h)$, вычисленным на предыдущем шаге распознавания h по формуле (4).

3. Результаты моделирования

Исследование эффективности разработанного метода выполнялось для десяти типов ЭКМ при разном количестве используемых ОИ и РЛИ, полученных при основных ракурсах наблюдения. Основные ракурсы наблюдения ЭКМ $\psi_g = \psi(\Delta\theta, \varphi)$ соответствовали значениям двух углов: угла крена $\varphi = \{-30^\circ, -20^\circ, -10^\circ, 0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ\}$, угла тангажа $\Delta\theta_1 = [60^\circ, 80^\circ)$, $\Delta\theta_2 = [80^\circ, 100^\circ)$, $\Delta\theta_3 = [100^\circ, 120^\circ]$.

Имитационное моделирование выполнялось на основе метода статистических испытаний [11], в результате было проведено более 1500 опытов по распознаванию типов ЭКМ. В качестве входных данных метода использовались ОИ и РЛИ распознаваемых ЭКМ, полученные путем моделирования в специализированных программных средах с применением трехмерных моделей типовых ЭКМ. Для моделирования ОИ ЭКМ использовался программный комплекс моделирования оптико-электронного средства наблюдения космических объектов [12], моделирование РЛИ ЭКМ выполнялось в среде моделирования ANSYS HFSS. Для построения трехмерных моделей типовых ЭКМ использовалась среда моделирования Blender 3D.

На рисунке 2 представлен график зависимости вероятности правильного распознавания типа ЭКМ от количества используемых ОИ и РЛИ, полученных при основных ракурсах наблюдения, при применении

разработанного метода: 1) распознавание по РЛИ; 2) распознавание по ОИ; 3) распознавание по ОИ и РЛИ. При распознавании типа ЭКМ использовались ОИ с разрешением 0.3 м, РЛИ с разрешением по дальности и по азимуту 0.5 м и отношением сигнал-шумне менее 20 Дб.

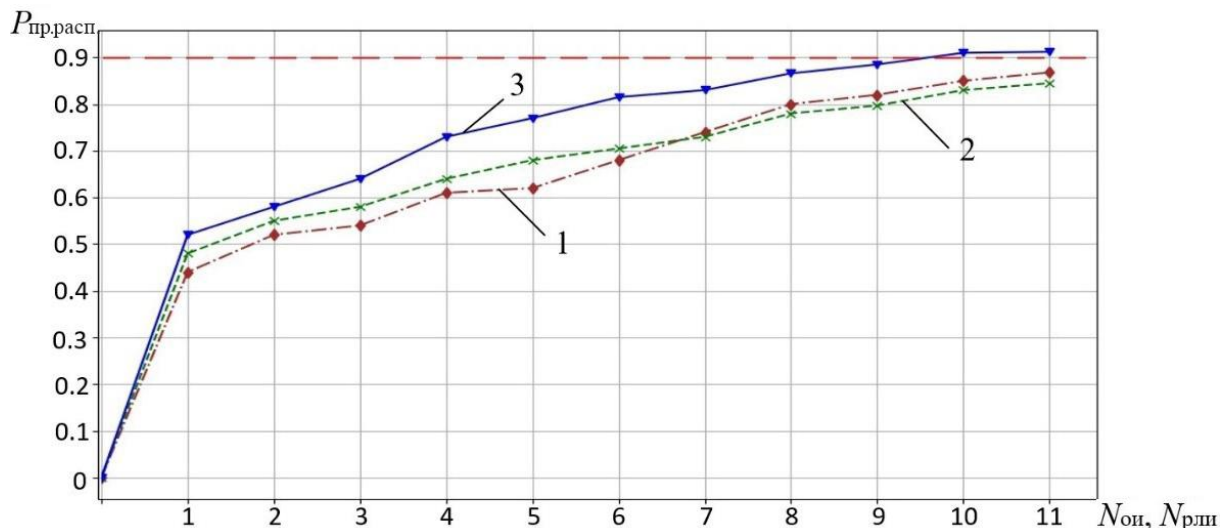


Рис. 2. График зависимости вероятности правильного распознавания типа ЭКМ от количества используемых ОИ и РЛИ.

На основании представленного графика можно сделать вывод, что требуемая вероятность распознавания ($P_{\text{тр}} = 0.9$) достигается при использовании ОИ и РЛИ в количестве не меньше 10 изображений.

На рисунке 3 представлен график зависимости вероятности правильного распознавания для 10 типов ЭКМ от используемых наборов признаков при применении разработанного метода: 1) распознавание по набору признаков РЛИ X^{ri} ; 2) распознавание по набору признаков ОИ X^{oi} ; 3) распознавание по набору признаков ОИ и РЛИ $X = \langle X^{oi}, X^{ri} \rangle$. При распознавании типа ЭКМ использовался набор некоординатных измерений, состоящий из 10 ОИ и РЛИ, полученных при разных ракурсах наблюдения ЭКМ.

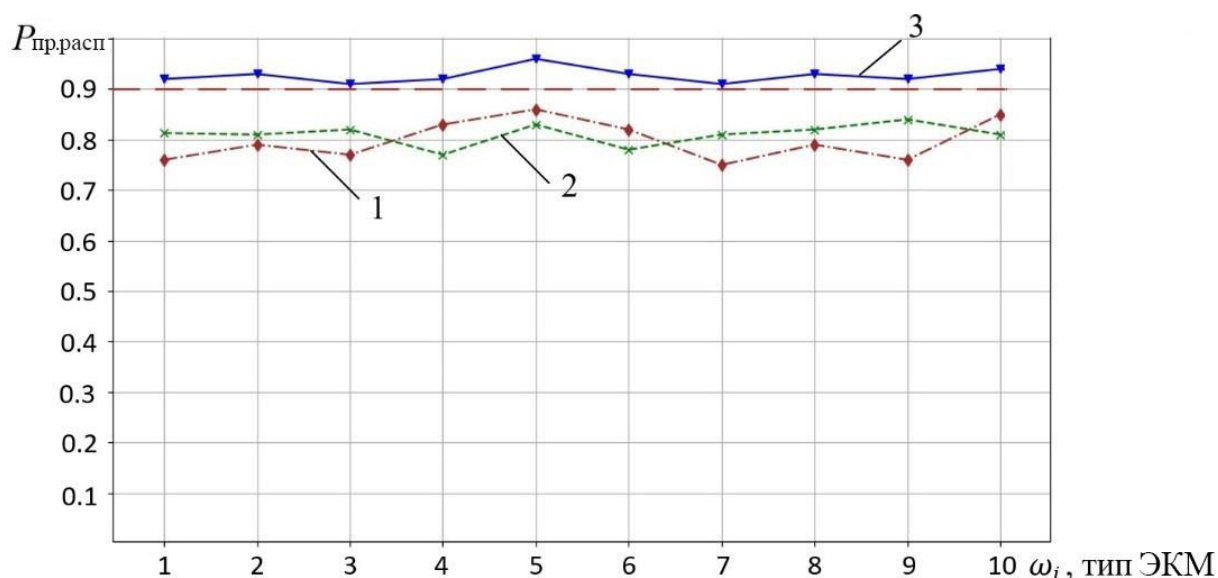


Рис. 3. График зависимости вероятности правильного распознавания типа ЭКМ от используемых наборов признаков ОИ и РЛИ.

На основании представленного графика можно сделать вывод, что требуемая вероятность правильного распознавания ($P_{тр} = 0.9$) не будет обеспечена при использовании только одного вида изображений.

Заключение

В разработанном методе, в отличие от существующих, для распознавания типа ЭКМ применяется решающее правило на основе усовершенствованного Байесовского метода с последовательной процедурой принятия решений и используется набор признаков разноракурсных ОИ и РЛИ. Предложенный набор признаков содержит информацию о размере, геометрической форме и отражающих свойствах поверхности ЭКМ в оптическом и радиодиапазоне длин волн. Для использования метода распознавания необходимо, чтобы набор некоординатных измерений по ЭКМ содержал ОИ и РЛИ требуемого качества, полученные при основных ракурсах наблюдения. Требования к качеству изображений ЭКМ: разрешение ОИ должно быть не более 0.3 м, разрешение РЛИ по дальности и по азимуту должно быть не более 0.5 м, отношение сигнал-шум не менее 20 Дб.

Полученные результаты имитационного моделирования показали, что для обеспечения требуемой вероятности правильного распознавания типа

ЭКМ ($P_{\text{тр}} = 0.9$) необходимо, чтобы некоординатные измерения по ЭКМ содержали не менее 10 ОИ и РЛИ, полученных при разных ракурсах наблюдения, набор признаков распознавания должен включать признаки ИО и РЛИ. Указанный объем РЛИ и ОИ может быть получен в течении 0.5-5 минут в зависимости от параметров фоноцелевого сценария, включающих параметры орбиты объекта наблюдения и местоположение средств наблюдения. Предложенный метод может быть реализован в составе программно-алгоритмического обеспечения АСПОС при решении задачи выявления потенциально-опасных элементов космического мусора для функционирующих космических аппаратов.

Литература

1. Лаврентьев В.Г., Олейников И.И., Червонов А.М. Основные аспекты мониторинга техногенного состояния околоземного космического пространства для обеспечения безопасности космической деятельности //Механика, управление и информатика (см. в книгах). – 2015. – Т. 7. – №. 1. – С. 216-228.
2. Вениаминов С.С., Червонов А.М. Космический мусор – угроза человечеству. 2-е изд., испр. и доп //М.: ИКИ РАН. – 2013. – 207 с.
3. Назаренко А.И. Моделирование космического мусора. М., ИКИ РАН. – 2013. – 216 с.
4. Олейников И.И., Павлов В.П., Ковалева М.В. Методы выявления и оценки параметров опасных ситуаций при обеспечении безопасности полета космических аппаратов в околоземном космическом пространстве //Вестник Московского авиационного института. – 2012. – Т. 19. – №. 5. – С. 32-37.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Издание 3-е, испр. и доп //М.: Техносфера. – 2013. – 1101 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд.: пер. с англ. //М.: Издательский дом «Вильямс». – 2006. – 1104 с.

7. Чару А. Нейронные сети и глубокое обучение: учебный курс: пер. с англ. //СПб.: ООО «Диалектика». – 2020. –752 с.
8. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания: учеб. пособие. 2-е изд., перераб. и доп. //М.: Высш. школа. – 1984. –208 с.
9. Грешилов А.А. Математические методы принятия решений: учеб. пособие. 2-е изд., испр. и доп //М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2014. – 647 с.
10. Лепский А.Е., Броневиц А.Г. Математические методы распознавания образов //Таганрог: изд-во ТТИ ЮФУ. – 2009. – 155 с.
11. Михайлов Г.А., Войтишек А.В. Статистическое моделирование. Методы Монте-Карло: учеб. пособие. //М.: Изд-во Юрайт. – 2019. – 371 с.
12. Ахметьянов В.Р., Лутов И.О., Олейников М.И. Метод оптико-геометрического моделирования в задаче определения габаритных и отражательных характеристик космических аппаратов //Журнал радиоэлектроники. – 2015. – №. 4. – С. 16-16.

Для цитирования:

Мишуков О.А., Смирнов А.Н., Житихин А.Е. Метод распознавания элементов космического мусора по оптическим и радиоэлектронным изображениям на основе нейросетевых технологий. // Журнал радиоэлектроники. – 2024. – №. 1. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.1.3>.