

Оригинальная статья / Original Paper

DOI 10.15826/urej.2021.5.3.004

УДК 621.312.01(076)

## Распознавание радиолокационных изображений, формируемых радиолокационными системами с синтезированной апертурой

Н. С. Виноградова✉, Л. Г. Доросинский

Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина, Россия, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, 32

✉ n.s.vinogradova@urfu.ru

### Аннотация

В области дистанционного зондирования Земли в радиодиапазоне в последнее время приобретает все большую актуальность проблема обнаружения и/или идентификации пространственно-распределенных целей на фоне однородной поверхности. В качестве примера можно привести задачи береговой охраны, мониторинг несанкционированных лесных вырубок, оценка последствий стихийных бедствий и другие. Настоящая работа посвящена решению задачи синтеза оптимального алгоритма принятия решения о классе пространственно-распределенной цели по данным радиолокационных систем бокового обзора с синтезированной апертурой. Приведено подробное описание процесса формирования сигнала в фиксированном канале дальности с учетом возможных возмущающих факторов. На основе статистического критерия по методу максимального правдоподобия предложен алгоритм распознавания, получены выражения для формирования вектора признаков, а также предложено непараметрическое решающее правило. Предложенный алгоритм опробован на примере распознавания трех классов пространственно-распределенных целей, отличающихся размерами.

### Ключевые слова

обнаружение изменений, радиолокационное изображение, статистическое моделирование, эффективная поверхность рассеяния, радиолокационное дистанционное зондирование Земли

### Для цитирования

Виноградова Н. С., Доросинский Л. Г. Распознавание радиолокационных изображений, формируемых радиолокационными системами с синтезированной апертурой. *Ural Radio Engineering Journal*. 2021;5(3):258–271. DOI: 10.15826/urej.2021.5.3.004.

## Recognition of radar images generated by synthetic aperture radar systems

N. S. Vinogradova✉, L. G. Dorosinsky

Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin, 32 Mira Str., Ekaterinburg, 620002, Russia

✉ n.s.vinogradova@urfu.ru

### Abstract

In the field of radar remote sensing of the Earth, the problem of detecting and / or identifying spatially distributed targets against the background of a homogeneous surface is becoming increasingly important, for example, the tasks of the coast guard, monitoring of unauthorized forest logging, assessing the consequences of natural disasters, and others. This study is devoted to solving the problem of developing the optimal algorithm for making a decision on the class of a spatially distributed target based on data from side-scan radar systems with a synthetic aperture. A detailed description of the signal formation process in the fixed range channel is given, taking into account possible interference factors. Based on the statistical criterion by the method of maximum likelihood, the recognition algorithm is proposed, expressions for the formation of a feature vector are obtained, and the nonparametric decision rule is proposed. The algorithm has been tested on the example of recognizing three classes of spatially distributed targets that differ in size.

### Keywords

change detection, radar image, statistical simulation, scattering cross section, radar remote sensing

### For citation

Vinogradova N.S., Dorosinsky L.G. Recognition of radar images generated by synthetic aperture radar systems. *Ural Radio Engineering Journal*. 2021;5(3):258–271. DOI: 10.15826/urej.2021.5.3.004.

### Постановка задачи

Широкое практическое применение при решении задач дистанционного зондирования земной и водной поверхностей имеют алгоритмы обнаружения, измерения параметров и классификации объектов – пространственно-распределенных целей (ПРЦ), расположенных на названных поверхностях. Рассмотрим ситуацию, когда необходимо принимать решение о принадлежности участка наблюдаемой поверхности к одному из  $M$  возможных классов. Названные классы отличаются один от другого видом функции, определяющей зависимость эффективной поверхности отражения от координат поверхности [1–3].

Для получения и обоснования методов обработки радиолокационных изображений с целью выделения классификационных признаков и разработки алгоритмов классификации ПРЦ приведем краткий вывод оптимального алгоритма с тем, чтобы путем аргументированных его упрощений обосновать методологию получения рабочих алгоритмов классификации.

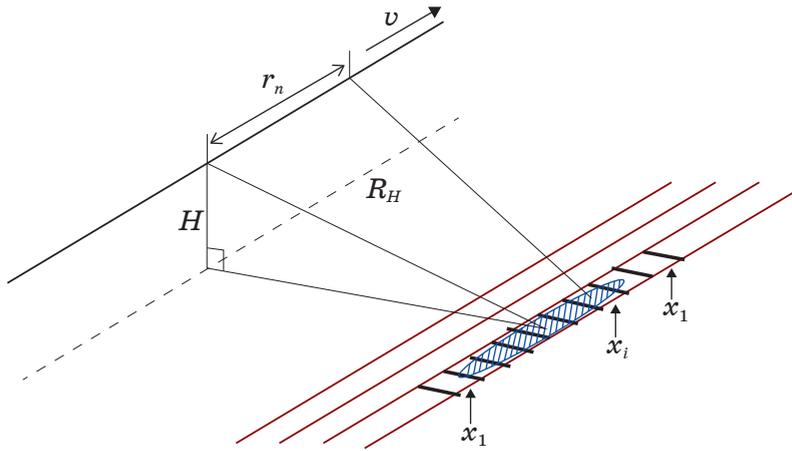
Решение этой проблемы в общем виде произведем при следующих предположениях:

1. Радиолокатор с синтезированной апертурой (РСА) перемещается по прямолинейной траектории, использует импульсный широкополосный зондирующий сигнал, причем отсчеты радиолокационных изображений (РЛИ) различных каналов дальности могут считаться статистически независимыми. В связи с этим все дальнейшие рассуждения проводятся для одного канала дальности. Обобщение алгоритма на все РЛИ производится естественным образом на заключительном этапе вывода алгоритма классификации.

2. Весь участок поверхности, попадающий в один канал дальности, разбит на отдельные элементарные участки, состоящие, в свою очередь, из большого числа элементарных отражателей. Каждый элементарный участок определяется своей координатой  $x_i$  ( $i = \overline{1, I}$ ;  $I$  – общее число таких участков, расположенных в раскрыве реальной диаграммы направленности). Сигнал, отраженный от такого участка, представляет собой нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma_m^2(x_i)$ , которая зависит от целого ряда параметров, в первую очередь от типа объекта, его индивидуальных особенностей, а также условий наблюдения. При обозначении мощности отраженного сигнала сохранен индекс  $m$ , характеризующий ее зависимость от номера класса объекта. Названная функция как раз и является той зависимостью, значения которой отличают один класс наблюдаемой ПРЦ от другого (лес от поля, дороге от пашни и т. п.). Основные геометрические соотношения показаны на рис. 1.

3. Сигналы, отраженные различными элементарными участками поверхности, созданы физически различными отражателями и поэтому с достаточным основанием могут считаться статистически независимыми.

4. Вектор признаков, используемых для классификации (размерность вектора совпадает с числом классов), представляет собой вектор достаточных статистик (отношений правдоподобия) или его модификации, применение которых связано с недостаточной априорной информацией о характеристиках наблюдаемых поверхностей [3].



**Рис. 1.** Геометрия съемки с использованием ПСА:

$v$  – скорость движения ПСА,  $H$  – высота съемки,  $R_H$  – величина наклонной дальности до центра наблюдаемого участка поверхности,  $r_n$  – координата  $n$ -й точки приема отраженного сигнала

**Fig.1.** Geometry of the survey using synthetic aperture radar:

$v$  is the speed of the system,  $H$  is the height of the survey,  $R_H$  is the value of the slant range to the center of the observed surface area,  $r_n$  is the coordinate of the  $n$ -th point of receiving the reflected signal

С учетом принятых предположений комплексная амплитуда сигнала, принимаемого в  $n$ -й точке траектории от  $i$ -го элементарного участка поверхности с координатой  $x_i$  может быть записана в следующем виде:

$$U_n = \sum_{i=1}^I f_n^m(x_i) \exp(-j\omega_0 \tau_n(x_i)) + N_n, \quad (1)$$

где  $\omega_0$  – несущая частота;  $\tau_n(x_i)$  – запаздывание сигнала, принимаемого в  $n$ -й точке траектории от  $i$ -го элементарного участка наблюдаемой поверхности;  $f_n^m(x_i)$  – комплексная амплитуда сигнала, формируемого  $i$ -м элементарным участком поверхности объекта  $m$ -го класса в  $n$ -й точке приема;  $N_n$  – комплексная амплитуда  $n$ -го отсчета шума. Комплексная амплитуда (1) представляет собой выборочное значение нормальной случайной величины, имеющей следующие статистические характеристики:

$$\mathbb{M}\{f_n^m(x_i)\} = 0, \quad (2)$$

$$\mathbb{M}\{f_n^m(x_i) f_n^m(x_j)\} = \sigma_m^2(x_i) \delta_{ij}, \quad (3)$$

где  $\delta_{ij}$  – символ Кронеккера;  $\sigma_m^2(x_i)$  – удельная эффективная поверхность рассеивания (ЭПР)  $m$ -го класса ПРЦ как функция от координат поверхности [4–6].

Запишем величину запаздывания отраженного сигнала от  $i$ -го элементарного участка до  $n$ -й точки траектории с использованием величины наклонной дальности до центра наблюдаемого участка  $R_H$ :

$$\tau_n(x_i) = \frac{2}{c} \sqrt{R_H^2 + (r_n - x_i)^2} \approx \frac{2R_H}{c} \left[ 1 + \frac{(r_n - x_i)^2}{2R_H^2} \right], \quad (4)$$

где  $c$  – скорость света;  $r_n$  – координата  $n$ -й точки приема отраженного сигнала.

Обобщая высказанные предположения, сформируем вектор наблюдаемых данных на выходе приемника лоатора:

$$U = \beta f^k + N_{ns}, \quad (5)$$

где  $\beta = (S(x_1), \dots, S(x_l))$  – матрица ( $N_{imp} \times l$ ), состоящая из векторов:

$$S(x_i) = \|S(x_i^n)\| = \left\| \exp \left( j \frac{2\pi}{\lambda R_H} r_n^2 - j \frac{4\pi}{\lambda R_H} x_i r_n \right) \right\|, \quad (6)$$

задающих фазовое распределение сигнала, отраженного от  $i$ -го элемента поверхности, по точкам синтезируемой апертуры, имеющим координаты  $r_n$  ( $n = 1, \dots, N_{imp}$ ;  $N_{imp}$  – число принимаемых импульсов);  $f^k = \|f_i^k\| = \|f_n^k(x_i)\|$  – вектор комплексных амплитуд, размерность которого определяется числом отражающих элементарных участков поверхности;  $N_{ns}$  – вектор отсчетов шума, имеющего следующие статистические характеристики:

$$M \{N_{ns}\} = 0;$$

$$0,5 M \{N_{ns} N_{ns}^{*T}\} = R_{ns} = \sigma_{ns}^2 \times E,$$

где  $E$  – единичная матрица, а  $\sigma_{ns}^2$  – дисперсия шума [7].

### Синтез алгоритма классификации

Для решения задачи классификации по какому-либо из статистических критериев: минимума среднего риска, максимума апостериорной плотности или максимального правдоподобия [8] (этот критерий в дальнейшем будет принят в качестве основного) – необходимо записать отношение правдоподобия:

$$\Delta_K = \frac{P(U | \text{сигнал от цели } m\text{-го класса} + \text{шум})}{P(U | \text{шум})}, \quad (7)$$

где  $P[U]$  – условная плотность вероятности наблюдения вектора  $U$  при наличии поверхности  $m$ -го класса и шума или только шума. Считая вектор  $U$  гауссовским с нулевым математическим

ожиданием, что соответствует предыдущим рассуждениям, запишем отношение правдоподобия:

$$\Lambda_k = \frac{1}{|E + \beta Q_k \beta^{*T}|} \exp(-0,5 \mathbf{U}^{*T} [\mathbf{R}_{ns}^{-1} - \mathbf{R}_{Cn_m}^{-1}] \mathbf{U}), \quad (8)$$

где

$$\mathbf{R}_{Cn_m} = \beta Q_m \beta^{*T} + \mathbf{R}_{ns}, \quad (9)$$

$$Q_m = \begin{pmatrix} \sigma_{1m}^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{Im}^2 \end{pmatrix} -$$

матрица мощностей сигналов от каждого из  $I$  элементарных участков, входящих в анализируемую поверхность  $m$ -го класса.

Учитывая специальный вид матрицы (9) и используя равенство Вудбери, запишем логарифм отношения правдоподобия в следующем виде:

$$l_m = \ln \Lambda_m = 0,5 \mathbf{U}^{*T} \mathbf{R}_{ns}^{-1} \beta [E + Q_m \beta^{*T} \mathbf{R}_{ns}^{-1} \beta]^{-1} \times \\ \times Q_m \beta^{*T} \mathbf{R}_{ns}^{-1} \mathbf{U} - S_p \ln(E + \beta Q_m \beta^{*T}), \quad (10)$$

здесь

$$Q_k = \begin{pmatrix} \sigma_{1m}^2 / \sigma_u^2 & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & \sigma_{Im}^2 / \sigma_u^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} q_{1m} & & 0 \\ & \dots & \\ 0 & & q_{Im} \end{pmatrix} - \quad (11)$$

диагональная матрица отношений мощностей сигналов от каждого  $i$ -го элементарного участка к мощности шума в одном импульсе.

Вводя новый вектор

$$\mathbf{F} = \|\mathbf{F}_i\| = \frac{1}{\sigma_{ns}} \beta^{*T} \mathbf{R}_{ns}^{-1} \mathbf{U} = \left\| \frac{1}{\sigma_{ns}} \sum_{n=1}^{N_H} U_n \exp \left( -j \frac{2\pi}{\lambda R_H} r_n^2 + j \frac{4\pi}{\lambda R_H} r_n x_i \right) \right\|, \quad (12)$$

компоненты которого представляют собой отсчеты комплексных амплитуд РЛИ, для достаточной статистики (логарифма отношения правдоподобия) получаем выражение [7]:

$$l_m = \ln \Lambda_m = 0,5 \mathbf{F}^{*T} (E + Q_m \beta^{*T} \beta)^{-1} Q_m \mathbf{F} - S_p \ln(E + \beta Q_m \beta^{*T}). \quad (13)$$

Считая размер элементарного участка поверхности равным размеру элемента разрешения по азимуту и пренебрегая влиянием соседних участков ( $\beta^{*T} \beta \approx N_{imp} E$ ), получаем выражение достаточной статистики:

$$l_m = \sum_{i=1}^I \frac{q_{im}}{1+q_{im}} \frac{|F_i|^2}{2} - \sum_{i=1}^I \ln(1+q_{im}), \quad (14)$$

где  $q_{im}$  ( $i = \overline{1, I}$ ;  $m = \overline{1, M}$ ) – отношение сигнал/шум в  $i$ -м элементе разрешения после когерентного накопления  $N_{imp}$  отсчетов;  $M$  – число классов.

При известных априори «радиолокационных портретах» (векторах  $q_{im}$ ) для каждого из классифицируемых типов поверхностей оптимальный алгоритм классификации состоит в том, чтобы вычислить достаточную статистику для каждого возможного  $m$  и выбрать максимальное значение:

$$\hat{m} = \arg \max_m \left\{ - \sum_{i=1}^I \left[ \frac{1}{1+q_{im}} \frac{|F_i|^2}{2} - \ln(1+q_{im}) \right] \right\}, \quad (15)$$

где символ « $\hat{\phantom{x}}$ » обозначает оценку соответствующего параметра на этапе предварительного обучения.

Следует отметить, что «радиолокационные портреты» (РП) для различающихся условий наблюдения, как правило, не известны практически ни для одной ПРЦ, что приводит к необходимости их оценки на этапе предварительного обучения. Соответственно алгоритм классификации имеет вид:

$$\hat{m} = \arg \min_m \left\{ \sum_{i=1}^I \frac{1}{1+q_{im}} \frac{|F_i|^2}{2} - \hat{C}_m \right\}. \quad (16)$$

Следует обратить особое внимание на тот факт, что достоверная оценка РП представляет собой очень сложную в организационном и вычислительном плане задачу, в первую очередь из-за чрезвычайно большого объема факторов, влияющих на вид радиолокационного портрета. К таким факторам можно отнести зависимость РП от условий наблюдения (дальность, ракурс, длина волны, поляризация), погодных и климатических условий, времени суток и времени года, индивидуальных особенностей, конфигурации и электродинамических свойств наблюдаемых объектов. В то же время очевидно, что в любом случае основой решения задачи классификации является вектор достаточных статистик

$$\vec{l} = \|l_m\| = \left\| \sum_{i=1}^I \frac{|F_i|^2}{1+\hat{q}_{im}} \right\|, \quad (17)$$

Этот вектор является оптимальным вектором признаков для формирования решающего пространства и принятия решения, так как константы  $\hat{C}_m$  не зависят от наблюдаемых данных. Ис-

пользование этого вектора представляет основу для классификации. Его следует применять на практике во все более возрастающей степени по мере создания банка радиолокационных портретов, полученных в разных условиях наблюдения.

Поскольку на этапе эскизного проектирования говорить о наличии представительного банка РП, безусловно, преждевременно, для синтеза алгоритма классификации приходится использовать те исходные данные о различии объектов, которые не вызывают сомнений и имеют ясное физическое обоснование. Такими робастными признаками являются размеры и общая ЭПР ПРЦ, в то время как индивидуальные (присущие конкретному участку поверхности) признаки, содержащиеся в РП цели, на этом этапе априори не известны. В тех случаях, когда какие-либо надежные сведения о распределении ЭПР по поверхности цели отсутствуют, целесообразно считать такое распределение равномерным с тем, чтобы ориентироваться на худшую ситуацию, ибо наличие индивидуальных особенностей, отличающих один класс от другого, не может, по крайней мере потенциально, ухудшить эффективность распознавания.

В этом случае при формировании весовых коэффициентов, зависящих от  $\hat{q}_{im}$ , не используется информация о «тонкой» структуре РП, но учитываются априорные сведения об отличии классов объектов по размерам и ориентации областей, занимаемых «портретами» РПЦ на РЛИ. Названные области, в свою очередь, существенно зависят от условий наблюдения, в частности оценок наклонной дальности и ракурса (при наличии).

В этом случае компоненты вектора  $\bar{l}$  вычисляются путем суммирования отсчетов РЛИ в пределах области, зависящей от номера конкурирующей гипотезы:

$$l_m = \sum \Omega_m(\varphi) |F_i|^2. \quad (18)$$

Более подробно алгоритм выглядит следующим образом.

По наблюдаемому РЛИ, предъявленному к классификации, прежде всего производятся две операции:

1) оценка области, занятой элементами ПРЦ на изображении, например путем сравнения отсчетов с порогом, установленным по уровню шума;

2) оценка ракурса  $\hat{\varphi}$ , использующая только те отсчеты РЛИ, которые отнесены к цели по результатам предыдущей пороговой обработки.

Поскольку размерность вектора равна числу конкурирующих гипотез, при обучении необходимо моделировать  $T$  выборочных векторов  $\bar{l}_t$  ( $t = 1, T$ ) при задании объектов каждого из  $M$  клас-

сов, расположенных под ракурсом, величина которого оценивается по наблюдаемому РЛИ

$$l_i^{m_0} = \|l_{tk}^{m_0}\| = \left\| \sum_{\Omega_m(\varphi)} |F_i|_{tm_0}^2 \right\|, \quad (19)$$

где  $|F_i|_{tm_0}^2$  –  $i$ -й отсчет  $t$ -й обучающей выборки при условии, что объект относится к классу  $m_0$ . Следует обратить внимание на отличие индексов  $m$  и  $m_0$ . Первый из них – координата вектора, а второй – номер объекта, для которой производится моделирование выборочных отсчетов РЛИ  $|F_i|_{tm_0}^2$  на этом этапе обучения.

В результате обучения формируются оценки векторов выборочных средних:

$$l_k^{m_0} = \|l_k^{m_0}\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T l_{tm}^{m_0} \right\| \quad (20)$$

и выборочных дисперсий:

$$(\sigma^{m_0})^2 = \|(\sigma^{m_0})^2\| = \left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (l_{tm}^{m_0} - l_m^{m_0})^2 \right\|. \quad (21)$$

Принятие решения производится по минимуму расстояния:

$$\hat{m}_0 = \arg \min_{m_0} \sqrt{\sum_{m=1}^M \frac{(l_m - l_m^{m_0})^2}{(\sigma^{m_0})^2}}. \quad (22)$$

## Анализ эффективности алгоритма классификации

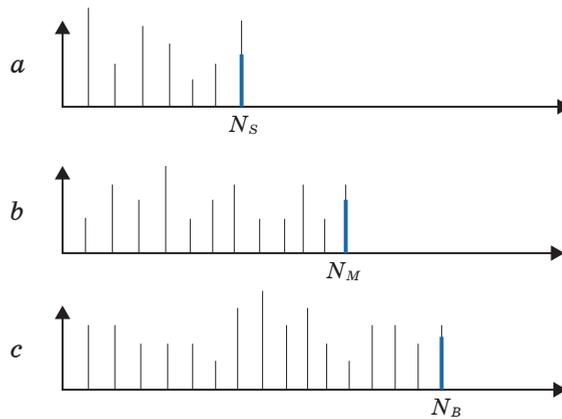
Для иллюстрации работы предлагаемого алгоритма рассмотрим решение задачи классификации трех объектов, отличающихся своими размерами  $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ .

Пусть наблюдаемая цель расположена в одном канале дальности, имеет одинаковую удельную ЭПР и отличается от других своими размерами, другими словами, количеством элементов разрешения, занятых РЛИ цели. Малая цель (класс S) занимает  $N_S$  элементов, средняя (класс M) –  $N_M$  и большая (класс B) –  $N_B$ . Начало цели совместим с началом координат. На рис. 2 приведены зависимости удельной ЭПР  $\sigma(i)$  от координат  $i$ .

Рассмотрим функционирование оптимального алгоритма вычисления признаков. Он вычисляет три числа  $\lambda_S, \lambda_M, \lambda_B$ :

$$\lambda_S = \sum_{i=1}^{N_S} |F_i|^2; \quad \lambda_M = \sum_{i=1}^{N_M} |F_i|^2; \quad \lambda_B = \sum_{i=1}^{N_B} |F_i|^2. \quad (23)$$

При наблюдении «малой» цели все три числа имеют близкие значения (вторая и третья суммы отличаются от первой только суммированием шумовых отсчетов; при отсутствии шума (как на рис. 2) дополнительные числа просто равны нулю). При наблюдении «средней» цели первая сумма существенно не изменяется (суммируются те же числа, а вот вторая и третья заметно возрастают за счет добавления сигнальных отсчетов). В случае наблюдения «большой» цели первая и вторая суммы существенно не изменяются, что и при наблюдении «средней» цели, а третья сумма возрастает (добавление сигнальных отсчетов). Указанные соображения иллюстрируются на рис. 2.



**Рис. 2.** Отсчеты РЛИ для: *a* – малой; *b* – средней; *c* – большой целей. Распределение числовых значений подчинено экспоненциальному распределению

**Fig. 2.** Radar image readings sampled for the *a* – small; *b* – medium; *c* – big targets. The distribution of numeric values is an exponential one

При достаточном отличии в размерах целей в признаковом пространстве образуются три сгруппированные области, характерных для наблюдения каждой из трех целей (рис. 3) Далее решение принимается по одному из известных методов (минимум среднеквадратичного расстояния до центра, метод *K* ближайших соседей и т.п.) [3; 8–10].

Моделируя отдельные отсчеты в виде случайных чисел с экспоненциальным распределением (такое распределение имеют отсчеты мощности при исходном нормальном распределении на входе приемника) и варьируя различие в размерах (средняя от малой, большая от средней отличаются по размерам на относительную величину  $\delta$ , %), получаем зависимость вероятности ошибки *P* от различия в размерах (рис. 4.) Число отсчетов, приходящихся на «малую» цель, фиксировано и равно 5.

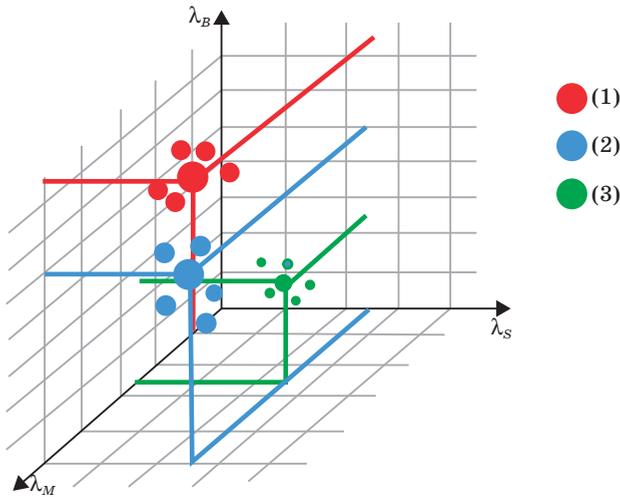


Рис. 3. Группировка признаков ПРЦ для: 1) цели класса S; 2) цели класса M; 3) цели класса B в пространстве признаков

Fig. 3. Grouping features of a spatially distributed target for a (1) class S target; (2) class M target; (3) class B target in the feature space

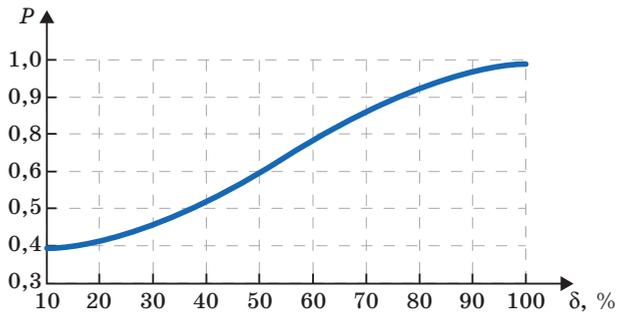


Рис. 4. Зависимость вероятности правильной классификации от различия в размерах ПРЦ

Fig. 4. Dependence of the probability of correct classification on the difference in the size of a spatially distributed targets

## Заключение

Рассмотрена методология построения алгоритма классификации ПРЦ, опирающаяся на понятие достаточной статистики, поскольку вектор достаточных статистик является оптимальным набором признаков, позволяющим решить задачу классификации наилучшим образом в рамках критерия минимума среднего риска. В то же время формирование названного вектора наталкивается на практически непреодолимые трудности из-за очень большой априорной неопределенности. В связи с этим целесо-

образно искать признаки классификации, начиная с вектора достаточных статистик, при его последовательном упрощении путем отказа от тех деталей и тонких особенностей, которые недоступны классификатору в условиях реальной работы.

По данным, полученным с помощью радиолокационных систем бокового обзора, методом искусственного синтезирования апертуры формируется РЛИ наблюдаемой цели. Полученный вектор отсчетов умножается на  $M$  векторов, каждый из которых соответствует одному из возможных ожидаемых классов ПРЦ. В результате формируется вектор, размерность которого совпадает с числом классов и вслед за этим определяется  $M$  расстояний между полученным вектором (вектором признаков) и  $M$  областями, полученными на этапе обучения. Каждая такая область сформирована вектором признаков, соответствующих каждому из  $M$  возможных классов ПРЦ.

Если различаемые гипотезы представляют собой РЛИ однородных поверхностей с различными отражающими свойствами (различными для отличающихся классов, но одинаковыми в пределах синтезированного участка наблюдения ЭПР), то есть  $\sigma_m^2(x_i) = \sigma_m^2$  для всех  $i = 1, I$ ; , причем число классов  $M$  считается известным, а значения  $\sigma_m^2$  неизвестны, применяется непараметрическое правило классификации, заключающееся в сравнении оценки плотности вероятности (гистограммы) случайной величины  $l = \sum |F_i|^2$  с полученными на этапе обучения  $m$  оценками плотностей вероятности соответствующих случайных величин (сумм квадратов амплитуды) для каждого из возможных  $M$  классов поверхностей, расположенных на траектории прогнозируемого полета летательного аппарата.

### Список литературы

1. Takeuchi S., Suga Y., Yonezawa C., Chen A. J. Detection of urban disaster using InSAR. A case study for the 1999 Great Taiwan Earthquake. In: *IGARSS 2000. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Honolulu, 24–28 July 2000.* IEEE; 2000. Vol. 1, pp. 339–341. DOI: 10.1109/IGARSS.2000.860512
2. Кондратенков Г. С., Потехин В. А., Реутов А. П., Феокистов Ю. А. *Радиолокационные станции обзора Земли.* М.: Радио и связь; 1983. 271 с.
3. Доросинский Л. Г., Виноградова Н. С. *Теория и практика обработки сигналов в многопозиционных космических РСА.* М.: Издательский дом «Академия естествознания»; 2020. 271 с.
4. Валеев В. Г. *Помехоустойчивость радиотехнических измерительных систем.* Свердловск: Уральский политехнический институт им. С. М. Кирова; 1987. 101 с.

5. Ван Трис Г. *Теория обнаружения, оценок и модуляции*. М.: Советское радио; 1972. 744 с.
6. Богданович В. А., Вострецов А. Г. *Теория устойчивого обнаружения, различения и оценивания сигналов*. М.: Физматлит; 2003. 320 с.
7. Горяинов В. Б., Павлов И. В., Цветкова Г. М. и др. *Математическая статистика*. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана; 2001. 424 с.
8. Террайн Ч. У., Куатъери Т. Ф., Даржон Д. Е. Алгоритмы анализа изображений, основанные на статистических моделях. *ТИИЭР*. 1986;72(4):4–26.
9. Растригин Л. А., Эринштейн Р. Х. *Метод коллективного распознавания*. М.: Энергоиздат; 1981. 80 с.
10. Мясников Ф. С., Иванов О. Ю. Обнаружение изменений на земной поверхности по данным дистанционного зондирования. В: Тягунов А. Г. (ред.) *Компьютерный анализ изображений: Интеллектуальные решения в промышленных сетях (CAI-2016): материалы 1-й Междунар. конф., Екатеринбург, 5–6 мая 2016 г.* Екатеринбург: Изд-во УМЦ УПИ; 2016. С. 161–162. Режим доступа: <http://hdl.handle.net/10995/43746>

## References

1. Takeuchi S., Suga Y., Yonezawa C., Chen A. J. Detection of urban disaster using InSAR. A case study for the 1999 Great Taiwan Earthquake. In: *IGARSS 2000. IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Honolulu, 24–28 July 2000*. IEEE; 2000. Vol. 1, pp. 339–341. DOI: 10.1109/IGARSS.2000.860512
2. Kondratenkov G. S., Potekhin V. A., Reutov A. P., Feoktistov Yu. A. *Earth survey radars*. Moscow: Radio i svyaz; 1983. 271 p. (In Russ.)
3. Dorosinsky L. G., Vinogradova N. S. *Theory and practice of signal processing in multi-position spaceborne SARs*. Moscow: Akademiya estestvoznaniya; 2020. 271 p. (In Russ.)
4. Valeev V. G. *Immunity of radio engineering measuring systems*. Sverdlovsk: Ural Polytechnic Institute named after C. M. Kirov; 1987. 101 p. (In Russ.)
5. Van Trees H. L. *Detection, estimation, and modulation theory*. Moscow: Sovetskoe radio; 1972. 744 p. (In Russ.)
6. Bogdanovich V. A., Vostretsov A. G. *The theory of robust signal detection, discrimination and estimation*. Moscow: Fizmatlit; 2003. 320 p. (In Russ.)
7. Goryainov V. B., Pavlov I. V., Tsvetkova G. M. et al. *Math statistics*. Moscow: Moscow State Technical University N. E. Bauman; 2001. 424 p. (In Russ.)
8. Terrain Ch. U., Kuatieri T. F., Darzhon D. E. Image analysis algorithms based on statistical models. *TIIER*. 1986;72(4):4–26. (In Russ.)
9. Rastrigin L. A., Erinshtein R. Kh. *Collective recognition method*. Moscow: Energoizdat; 1981. 80 p. (In Russ.)

10. Myasnikov F.S., Ivanov O.Yu. Change detection of the earth's surface based on remote sensing. In: Tyagunov A.G. (ed.) *Computer Image Analysis: Intelligent Solutions in Industrial Networks (CAI-2016): Proceedings of the 1<sup>st</sup> International Conference, Ekaterinburg, May 5–6, 2016*. Ekaterinburg: UMTs UPI; 2016, pp. 161–162. (In Russ.) Available at: <http://hdl.handle.net/10995/43746>

### **Информация об авторах**

**Виноградова Нина Сергеевна** – окончила физический факультет Уральского государственного университета им. А.М. Горького (2009), магистр. С 2015 г. – старший преподаватель, зам. директора департамента радиоэлектроники и связи ИРИТ-РТФ

**Доросинский Леонид Григорьевич** – доктор технических наук, профессор. С 2016 г. – директор департамента радиоэлектроники и связи ИРИТ-РТФ.

### **Information about the authors**

**Nina S. Vinogradova** – A graduate of the Faculty of Physics of Gorky Ural State University (2009), Master of Physics. Nowadays she works as a senior lecturer and a subhead of the department of Radioelectronics and Communications of the Institute of Radioelectronics and IT of Ural Federal University.

**Leonid G. Dorosinsky** – A Doctor of Technical sciences, professor. Nowadays he works as the Head of the department of Radioelectronics and Communications of the Institute of Radioelectronics and IT of Ural Federal University.

Поступила / Received: 13.09.2021

Принята в печать / Accepted: 11.10.2021