

Оригинальная статья / Original Paper

DOI 10.15826/urej.2019.3.2.002

УДК 528.852

## Анализ эффективности алгоритмов обнаружения изменений радиолокационных изображений поверхности в многопозиционной системе космического мониторинга

Л. Г. Доросинский, Н. С. Виноградова✉

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

✉ l.dorosinsky@mail.ru

### Аннотация

При решении многих задач космического мониторинга возникает задача определения наличия/отсутствия малых изменений на отражающей поверхности в очередном сеансе наблюдения. Примерами могут служить задачи прогноза ледовой обстановки, прогноза и обнаружения чрезвычайных ситуаций: пожары, наводнения, оползни, сели и т.п., обнаружение несанкционированных вырубок лесных участков, прогнозы урожайности сельскохозяйственных продуктов, анализ состояния морской поверхности и многие другие. Для надежного обнаружения названной ситуации рекомендуется использовать группу малых спутников, формирующих статистически независимые радиолокационные изображения (РЛИ). В работе исследован алгоритм классификации сигналов, отраженных от двух поверхностей с разными ЭПР по совокупности РЛИ аналитическим методом и методом статистического моделирования, а также одной и той же поверхности при наличии/отсутствии на ней изменений. Приведены конкретные рекомендации по выбору числа спутников при различных характеристиках отражающих поверхностей.

### Ключевые слова

радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли; эффективная поверхность рассеяния; статистическое моделирование; обнаружение изменений

### Для цитирования

Доросинский Л. Г., Виноградова Н. С. Анализ эффективности алгоритмов обнаружения изменений радиолокационных изображений поверхности в многопозиционной системе космического мониторинга. *Уральский радиотехнический журнал*. 2019;3(2):132–156. DOI: 10.15826/urej.2019.3.2.002

## The investigation of change detection algorithms for radar images using the multi-position space monitoring system

L. G. Dorosinsky, N. S. Vinogradova✉

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

✉ l.dorosinsky@mail.ru

### Abstract

The problem of determination of presence / absence of small changes on the reflecting surface during the observation session often occurs solving different tasks of space monitoring. The examples of such tasks are the ice situation forecast, emergency forecast and detection (i.e., fires, floods, landslides, mudflows, etc.), detection of forest areas with unauthorized logging, forecasts of agricultural yields, analysis of the sea surface, and many others. The group of small satellites which form statistically independent radar images is recommend to be used for the reliable detection of the reviewed situations. We consider the algorithm of the reflected signals classification for two surfaces with different radar cross-section in conjunction with radar images using the analytical method and the method of statistical modeling in this paper. The algorithm is also reviewed for one and the same surface with presence/absence of its changes. We give specific recommendations on the number of satellites in accordance to different characteristics of reflecting surfaces.

### Keywords

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

### For citation

Dorosinsky L. G., Vinogradova N. S. The investigation of change detection algorithms for radar images using the multi-position space monitoring system. *Ural Radio Engineering Journal*. 2019;3(2):132–156. DOI: 10.15826/urej.2019.3.2.002

## 1. Введение

Проблема обнаружения, оценки параметров и классификации сигналов от пространственно-распределенных целей, эффективная поверхность рассеяния (ЭПР) которых мало отличается от ЭПР подстилающей поверхности, была и остается одной из основных при разработке и создании современных радиолокационных систем мониторинга наземной и надводной обстановки современными и перспективными радиолокационными средствами [1; 2].

Задача обнаружения и классификации слабых сигналов на фоне мощных помех с помощью традиционных средств наблюдения зачастую не может быть решена с требуемой эффективностью. Дело

в том, что большие спутники позволяют получить радиолокационное изображение (РЛИ) одного и того же участка поверхности с разнесением по времени как минимум в несколько часов, а реально – в несколько суток. Такое временное различие не позволяет получить достаточное количество РЛИ для принятия статистически достоверных решений о наличии/отсутствии изменений радиолокационных изображений. Обнаружение названных отличий является основанием для принятия важных производственных, экологических, социальных и тому подобных решений в интересах самых разных отраслей народного хозяйства. Примерами могут служить задачи прогноза ледовой обстановки, прогноза и обнаружения чрезвычайных ситуаций: пожары, наводнения, оползни, сели и т.п., обнаружение несанкционированных вырубок лесных участков, прогнозы урожайности сельскохозяйственных продуктов, анализ состояния морской поверхности и др.

Рассмотрим ситуацию, когда необходимо принимать решение о принадлежности наблюдаемого РЛИ участка поверхности к одному из двух классов:

- РЛИ наблюдаемого участка земной/водной поверхности не отличается от РЛИ при прежних наблюдениях – изменений нет – гипотеза  $H_1$ ;

- РЛИ того же участка содержит изменения, вызванные новыми физическими условиями (появление новых объектов, вырубка леса, сезонные изменения, изменения ледовой обстановки, половодье, наводнение и многое другое) – гипотеза  $H_2$ .

Исходными данными для принятия решения являются РЛИ, полученные несколькими космическими аппаратами: малыми или нано-спутниками. Задача алгоритма принятия решения заключается в том, чтобы с минимальной вероятностью ошибки определить наличие или отсутствие названных изменений. Поскольку на практике чаще всего реализуются ситуации, при которых изменение местности представлено сравнительно небольшим количеством элементов наблюдаемого сигнала на фоне однородной величины ЭПР, необходимо установить границы применимости применения как аналитических выражений, так и предложенного метода статистического моделирования.

Поэтому основная цель данной работы – определить необходимое количество независимых «взглядов» на один и тот же участок поверхности (количество требуемых РЛИ) для надежного (с заданной вероятностью ошибки) определения выбора типа названной поверхности как аналитическими методами, так и методами статистического моделирования в зависимости от ряда параметров: размер поверхности, число независимых наблюдений (спутников) отношения мощностей отражаемых сигналов).

## 2. Описание алгоритм первичной обработки отраженного радиолокационного сигнала

Примеры типовых радиолокационных изображений (РЛИ) приведены на рис. 1. В простейшем случае необходимо осуществить оптимальное различение двух гипотез, а именно: наблюдается поверхность типа 1 или 2, менее тривиальный случай заключается в том, чтобы установить, имеется ли на поверхности типа 1 участок, имеющий удельную ЭПР, характерную для поверхности 2. При этом космические аппараты (КА), на которых размещены радиолокаторы, двигаются по близко расположенным траекториям и наблюдают один и тот же участок поверхности [1; 4; 5]. Далее считаем, что в группу малых спутников входит  $L$  идентичных КА.

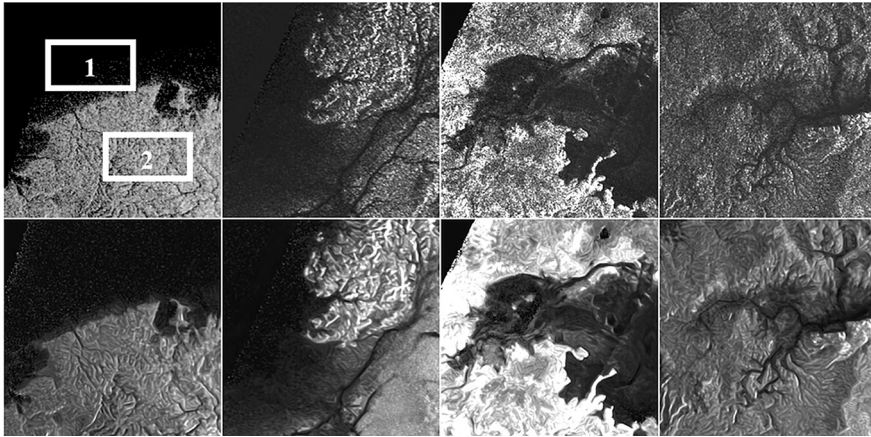


Рис. 1. Примеры типовых РЛИ.

Показаны области двух различных поверхностей

Fig. 1. Examples of typical radar images.

Two different surfaces are demonstrated

На первом этапе определен алгоритм классификации типа поверхности одним радиолокатором, которых двигается по своей траектории и облучает участки однородной поверхности так, что эти участки не пересекаются (рис. 2), что дает основание считать принимаемые сигналы  $y_i(t)$ ,  $i = 1 \dots N$  ( $N$  – количество отсчетов) в отдельных точках траектории статистически независимыми. Наблюдаемые сигналы  $y_i$  поступают на устройства первичной обработки (УПО), на выходе которых формируется вектор  $\bar{z}(z_1, z_2, \dots, z_n)$ , поступающий в блок классификации.

Сигнал, отраженный от  $i$ -го участка наблюдаемой поверхности, представляет собой узкополосный нормальный случайный процесс, амплитуда и фаза которого практически неизменны в течение времени его наблюдения. Принимаемый сигнал на-

блюдается на фоне белого гауссовского шума. Таким образом, наблюдаемые данные имеют вид:

$$y_i(t) = A_i \cos(\omega_0 t + \psi_i) + \eta_i(t), \quad (1)$$

где  $A_i$ ,  $\psi_i$  – амплитуда и фаза сигнала, отраженного от  $i$ -го участка наблюдаемой поверхности, имеющие соответственно релеевское и равномерное распределения вероятностей [2],  $\eta_i(t)$  – белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием  $\langle \eta_i(t)(t) \rangle$  и корреляционной функцией  $\langle \eta_i(t_1)\eta_i(t_2) \rangle = N_0\delta(t_1 - t_2)$ , где  $N_0$  – спектральная плотность шума [5; 6].

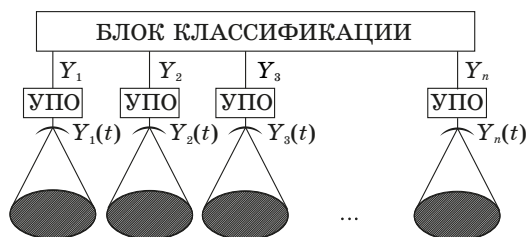


Рис. 2. Схема формирования сигналов  $y_i(t)$  при движении радиолокатора

Fig. 2. The scheme of signals generation for moving radar

Для определения оптимального алгоритма предварительной обработки использован функционал правдоподобия при условии, что РЛС занимает  $i$ -е положение, т.е. наблюдается сигнал  $y_i(t)$  [4] со следующей плотностью распределения:

$$\begin{aligned} \Delta(y) &= K \int_{A, \psi} W(y | A, \psi) W(A, \psi) dA d\psi = \\ &= K \int_{A, \psi} e^{-\frac{1}{N_0 T} \int [y(t) - A \cos(\omega_0 t + \psi)]^2} W(A, \psi) dA d\psi \end{aligned} \quad (2)$$

где  $W(A, \psi)$  – плотности распределения наблюдаемых сигналов. Для нахождения плотности распределения итогового РЛИ выполним следующие преобразования:

$$\begin{aligned} x_{ci} &= A_i \cos \psi_i, \\ x_{si} &= A_i \sin \psi_i, \\ y_{ci} &= \frac{1}{T} \int y(t) \cos \omega_0 t dt, \\ y_{si} &= \frac{1}{T} \int y(t) \sin \omega_0 t dt, \\ z_i &= y_{ci}^2 + y_{si}^2. \end{aligned} \quad (3)$$

При выполнении замены согласно выражениям (3), а также интегрирования, можно показать, что плотность распределения величины  $z_i$  примет следующий вид:

$$\Delta(z_i) = \frac{1}{\sigma_i^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_i^2}}, \quad (4)$$

где  $\sigma_i$  – среднее квадратическое отклонение распределений исходных сигналов  $y_i(t)$ .

Таким образом, видно, что достаточная статистика  $z_i$  представляет собой экспоненциальную случайную величину с параметром  $\sigma_i^2$ , при этом на данном этапе величина шума считается либо несущественной, либо учитывается на этапе выхода УПО в значении общей мощности.

### 3. Синтез алгоритма классификации

Как следует из сказанного выше, после первичной обработки наблюдаемый вектор  $z_i$  представляет собой последовательность независимых отсчетов, каждый из которых имеет экспоненциальное распределение вероятностей с параметром  $\sigma_i^2$ . Дальнейшая задача заключается в построении оптимального алгоритма различения двух гипотез  $H_1$  и  $H_2$ , отличающихся векторами параметров  $\sigma_1^2 = \{\sigma_{11}^2, \sigma_{12}^2, \dots, \sigma_{1N}^2\}$  и  $\sigma_2^2 = \{\sigma_{21}^2, \sigma_{22}^2, \dots, \sigma_{2N}^2\}$ . В основу алгоритма положено отношение максимального правдоподобия:

$$\Delta(\bar{z}) = \frac{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{2i}^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_{2i}^2}}}{\prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{1i}^2} e^{-\frac{z_i}{\sigma_{1i}^2}}} \geq q. \quad (5)$$

После логарифмирования выражение (5) приобретает следующий вид:

$$\ln \Delta(\bar{z}) = \sum_{i=1}^N \left( \frac{1}{\sigma_{1i}^2} - \frac{1}{\sigma_{2i}^2} \right) z_i \geq \ln q + \sum_{i=1}^N \ln \frac{\sigma_{1i}^2}{\sigma_{2i}^2}. \quad (6)$$

На первом этапе рассмотрена задача классификации двух типов поверхностей при условии, что  $\sigma_{11}^2 = \sigma_{12}^2 = \dots = \sigma_{1N}^2 = \sigma_1^2$  и  $\sigma_{21}^2 = \sigma_{22}^2 = \dots = \sigma_{2N}^2 = \sigma_2^2$ . В этом случае достаточная статистика  $l$ , иначе говоря, статистика, содержащая информацию, эквивалентную отношению правдоподобия, вычисляется простым суммированием отсчетов на выходе устройства первичной обработки. Для принятия решения  $l$  сравнивается с порогом, вычисляемым по априорным значениям дисперсий сигналов при одной и другой гипотезах:

$$l = \ln \Delta(\bar{z}) = \sum_1^N z_i \geq \frac{N\sigma_1^2\sigma_2^2}{\sigma_2^2 - \sigma_1^2} \sum_1^N \ln \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = h. \quad (7)$$

Гипотезы на этом этапе считаем равновероятными и значение порога  $h$  равным единице. Эффективность алгоритма классификации может быть определена аналитически при достаточно большом числе отсчетов  $N$  (аппроксимация достаточной статистики нормальным распределением вероятностей) и/или методом статистического моделирования. В первом случае плотность вероятности статистики  $l$  аппроксимируется нормальным распределением:

$$W(l) = \frac{1}{\delta_k \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(l-m_k)^2}{2\delta_k^2}}, \quad \begin{matrix} k=1 \text{ при } \sigma_1^2 \\ k=2 \text{ при } \sigma_2^2 \end{matrix}. \quad (8)$$

Соответственно, параметры распределения (8) выражаются как  $M\{l\} = m_k = N\sigma_k^2$  и  $D\{l\} = \delta_k^2 = N\sigma_k^4$ . Общая вероятность ошибки при распознавании двух гипотез может быть рассчитана как сумма вероятности принять гипотезу  $H_2$  при истинной  $H_1$  и, соответственно, вероятности принять гипотезу  $H_1$  при истинной  $H_2$  следующим образом:

$$\begin{aligned} P_{ou} &= P\{H_2 | H_1\} + P\{H_1 | H_2\} = \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{h - Nm_1}{\delta_1 \sqrt{N}}\right) + \Phi\left(\frac{h - Nm_2}{\delta_2 \sqrt{N}}\right), \end{aligned} \quad (9)$$

где  $\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{x^2}{2}} dx$  – интеграл Лапласа.

Другим способом оценки качества распознавания может служить метод статистического моделирования. При большом числе отсчетов  $N$ , когда предположение о нормализации распределения достаточной статистики выполняется, расчет согласно формуле (9) даст достаточно точные результаты. В то же время при неравномерном распределении параметров выборочного распределения (наблюдении неоднородной поверхности) и сравнительно малом числе отсчетов метод статистического моделирования становится определяющим [7; 8].

На этом этапе синтеза построена модель наблюдаемых данных на входе блока классификации и алгоритма принятия решений. Наблюдаемые данные модели представляют собой случайные величины с параметром  $\sigma_1^2$  и  $\sigma_2^2$  – во втором. Для каждого из двух случаев выполнено построение гистограммы и определены вероятности ошибок для каждого из возможных расположений порога. Изменяя значение порога и вычисляя вероятно-

сти ошибки может быть найдено оптимальное положение порога и соответствующее ему значение ошибки. Блок-схема модели показана на рис. 3, алгоритм выбора порога – на рис. 4.



Рис. 3. Блок-схема статистического моделирования

Fig. 3. The statistical simulation block diagram

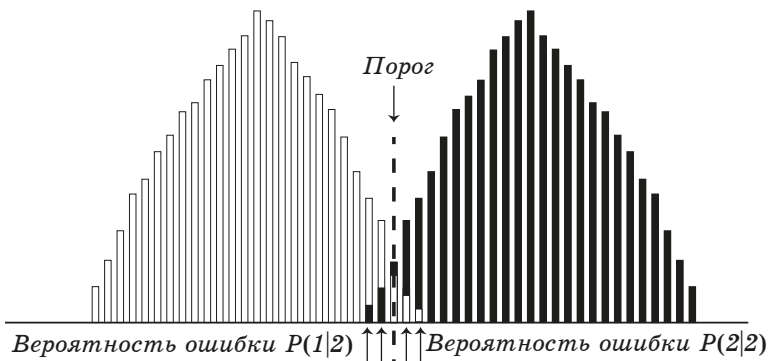
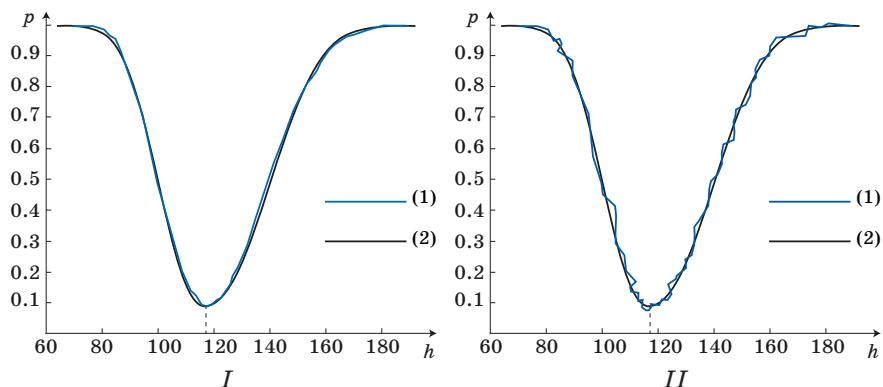


Рис. 4. Алгоритм выбора оптимальной величины порога при статистическом моделировании

Fig. 4. The algorithm for the optimal threshold value selection during statistical simulation

Приведем сравнительные результаты расчета по формуле (9) и статистического моделирования. На рис. 5 показаны зависимости вероятностей ошибок распознавания двух гипотез (на примере двух типов поверхностей), рассчитанных по формуле (9) и полученных с применением модели, от положения порога  $h$ . Количество отсчетов достаточных статистик  $N$  равно 100 (размеры модулируемых РЛИ  $10 \times 10$ ). Дисперсии входных данных в этом случае отличаются в два раза. Видно, что при малом количестве реализаций модельные расчеты дают грубую оценку как величины ошибки, так и положению порога, что связано с недостаточностью статистики в последнем случае.





**Рис. 5.** Зависимость вероятности ошибки от положения порога (линия 1 соответствует моделированию, линия 2 – расчету по формуле)

**Fig. 5.** The dependence of the error probability on the threshold position (line 1 corresponds to the simulation, line 2 is for the formula calculation)

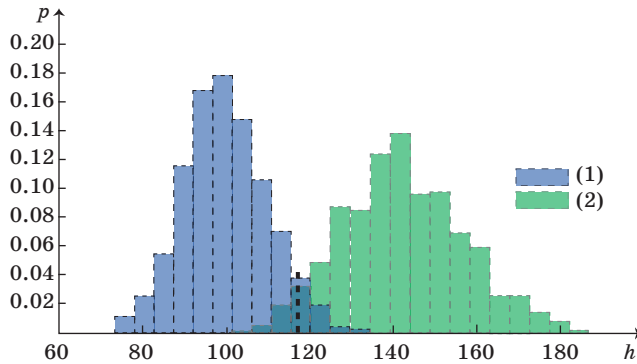
На рис. 6 приведены выборочные гистограммы достаточных статистик. Гистограмма (1) построена при дисперсии отсчета РЛИ, равной  $\sigma_1^2$ , гистограмма (2) –  $\sigma_2^2$ . Гистограммы построены на интервале от минимального значения данных с меньшей дисперсией до максимального значения набора данных с большей дисперсией, каждый подынтервал гистограммы получен делением общего интервала выборочных значений на число подынтервалов, определяемое в соответствии эмпирическим правилом Стерджеса<sup>1</sup> [9]:

$$k = 1 + [3,322 + \log B], \quad (10)$$

где  $B$  – количество реализаций модельных изображений.

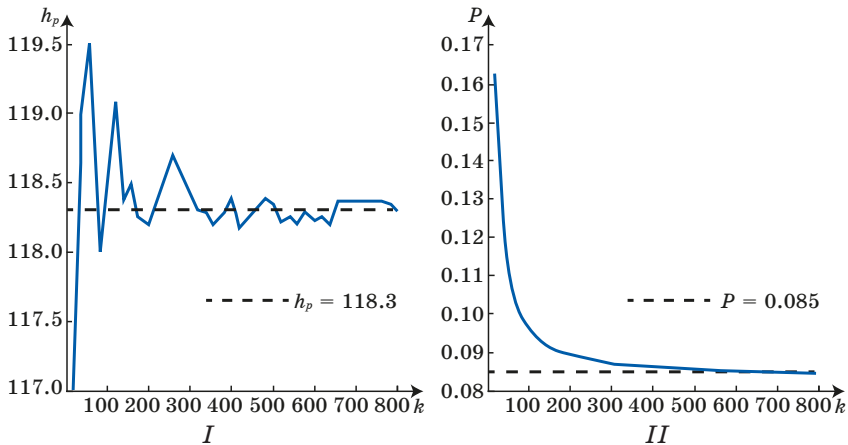
Согласно расчетам по формуле (9), положение порога  $h$  при используемых входных данных равно 118,3, вероятность ошибки  $p$  при этом составляет 0,085. Аналогичные расчеты, выполненные с применением моделирования, дают значения  $h = 119,3$  и  $p = 0,096$  при числе реализаций, равном 100 тыс. и значении порога  $h = 120,3$  и  $p = 0,221$  для  $B = 1000$ . Очевидно, что необходимо установить границы применимости статистической модели, проанализировав значения вероятностей ошибок и положения порога при различных значениях входных параметров. Результаты представлены на рис. 7 и 8. Дисперсии положены отличающимися в два раза, количество отсчетов равно  $N = 100$ .

<sup>1</sup> ГОСТ Р 8.736-2011 Государственная система обеспечения единства измерений (ГСИ). Измерения прямые многократные. Методы обработки результатов измерений. Основные положения. Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии. М.: Стендартиформ; 2013. 28 с.



**Рис. 6.** Гистограммы распределения достаточных статистик  $l$  (число реализаций – 1000, количество отсчетов – 100. гистограмма построена при дисперсии отсчета РЛИ, равной  $\sigma_1^2$ , правая –  $\sigma_2^2$ , вертикальной пунктирной линией показано значение порога, рассчитанного по формуле (9)

**Fig. 6.** Histograms of the sufficient statistics  $l$  distribution (generation number is 1000, the number of samples is 100). The left histogram is simulated for the image variance equal to  $\sigma_1^2$ , the right is for  $\sigma_2^2$ , the vertical dashed line shows the value of the threshold calculated by the formula (9)



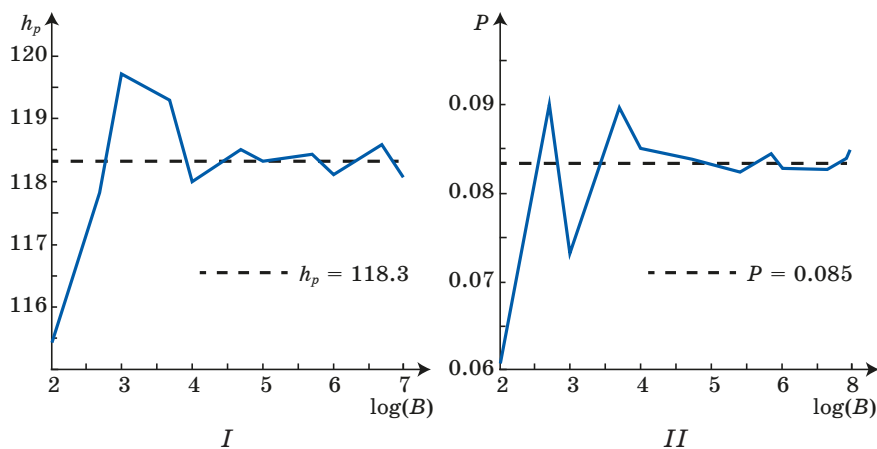
**Рис. 7.** Зависимость положения порога вероятности ( $I$ ) и ошибки ( $II$ ), рассчитанных с применением моделирования от количества разбиений интервала  $k$ .

Пунктирной линией показан расчет по формуле

**Fig. 7.** The dependence of the probability threshold position ( $I$ ) and the error ( $II$ ) calculated using simulation on the number of histogram split intervals  $k$ . The dashed line shows the calculation by the formula

Из графиков, представленных на рис. 7, следует, что при увеличении количества интервалов построения гистограммы вероятность ошибки и положение порогового значения стре-

мится к расчетному значению. Это объясняется увеличением точности определения положения порога, в оптимальном случае погрешность определения порога не может быть меньше, чем минимальный размер при дискретизации оси значений при построении гистограммы. Эти соображения объясняют флуктуационный характер графика «а» при малых значениях  $k$ , проявляющееся в сильной случайности моделируемых величин. Этот эффект связан с недостаточным уровнем дискретизации входных данных, а также их изначальной случайной природой. Таким образом, правило Стерджеса, несмотря на широкую применимость при обработке многократных результатов измерений, в данном случае является не самым удачным, поскольку в этом случае шаг гистограммы содержит несколько значений случайной величины, что приводит к снижению точности определения порогового значения и соответствующего ему значения вероятности ошибки. При использовании числа интервалов более 200 вероятность, полученная с помощью моделирования, и расчетная вероятность отличаются не более, чем на 0,005, что обеспечивает достаточную точность. Дальнейший рост количества интервалов приводит к еще более высокой точности, однако существенно увеличивает время моделирования. Поэтому разумным компромиссом является выбор количества интервалов, равного  $2N$ , где  $N$  – количество отсчетов.



**Рис. 8.** Зависимость вероятности ошибки (*I*) и положения порога (*II*), рассчитанных с применением моделирования, от количества реализаций  $V$ . Пунктирной линией показан расчет по формуле

**Fig. 8.** The dependence of the error probability (*I*) and the threshold position (*II*) on the generation number  $V$  calculated using simulation. The dotted line shows the calculation by the formula

Таким образом, оптимальное количество шагов гистограммы при применении метода, основанного на моделировании ошибки классификации и положения порога, составляет удвоенное количество отсчетов, а число реализаций составляет  $B = 50$  тыс. Дальнейшее увеличение этих показателей приводит к незначительному улучшению точности.

Далее исследована точность результатов моделирования ошибки классификации и положения порога в зависимости от количества отсчетов  $N$ , изменяющегося в диапазоне от 4 до 900. Число реализаций выбрано равным 50 тыс., количество шагов гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов. Результаты вычислений в сравнении с расчетами, выполненными согласно формуле (9), приведены на рис. 9.

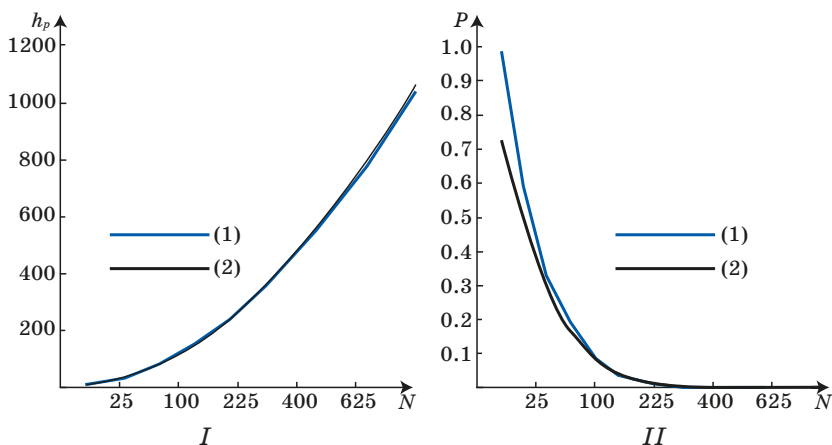


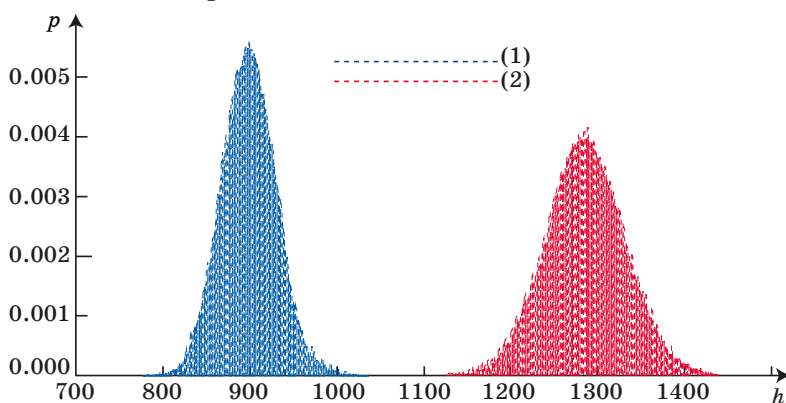
Рис. 9. Зависимость положения порога ( $I$ ) и вероятности ошибки ( $II$ ) от количества отсчетов  $N$ . Линия (1) – моделирование, линия (2) – расчет

Fig. 9. The dependence of the threshold position ( $I$ ) and the error probability ( $II$ ) on the number of samples  $N$ . Line (1) is for the simulation, line (2) is for calculation

Из графиков, приведенных на рис. 9, следует, что имеется расхождение величины порога, определенной с помощью моделирования и положения порога, по отношению к расчетной величине при больших количествах отсчетов. Расхождение превышает величину шага гистограммы при количестве отсчетов более 600 и при дальнейшем росте  $N$  продолжает нарастать. Это объясняется неоднозначностью алгоритма определения положения порога при значительном количестве отсчетов: в этом случае центры распределений оказываются расположенными на значительном расстоянии друг от друга, и соответствующий минимум суммарной гистограммы растягивается на некото-

рый конечный интервал. Подобная ситуация приведена на гистограмме, показанной на рис. 10. При количестве отсчетов, равном 2500, значение при моделировании оказывается ниже расчетного на величину, равную в среднем пятнадцати шагам гистограммы, тогда как общий диапазон значений приходится на интервал порядка 1500. Однако следует отметить, что подобные значения отсчетов соответствуют нулевой вероятности ошибки, и два распределения разрешаются однозначно для широкого диапазона значений, соответственно, данное расхождение не является следствием моделирования ошибки классификации и положения порога.

На графике, приведенном на рис. 9(II) видно, что имеется расхождение в расчете вероятности ошибки между формулой (9) и моделированием ошибки классификации и положения порога, напротив, для малых значений количества отсчетов. Это объясняется недостаточностью статистики при формировании вектора суммы  $z_i$ , что приводит к отклонению итогового распределения от нормального закона, соответственно, формула (9) является неприемлемой для такого случая. При этом теоретическое значение ошибки расходится с полученным при моделировании менее, чем на 5% при количестве отсчетов более 64.

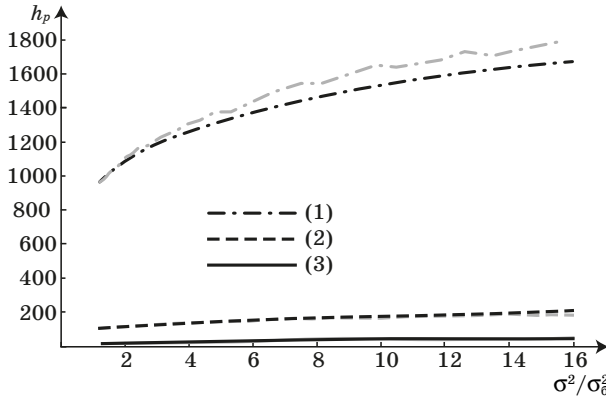


**Рис. 10.** Гистограммы распределения модельных радиолокационных изображений при количестве отсчетов  $N=900$ . Синяя линия соответствует дисперсии  $\sigma_1^2$ , красная –  $\sigma_2^2$ . Количество реализаций – 5000, количество подынтервалов гистограммы – 1800

**Fig. 10.** The histograms of the simulated radar images distribution for the number of samples  $N = 900$ . The blue line corresponds to the variance  $\sigma_1^2$  and the red line is for the variance  $\sigma_2^2$ . The generation number is 5000, the number of histogram split intervals is 1800

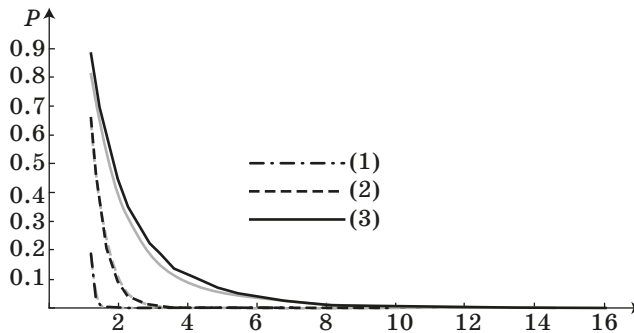
Далее нами выполнен анализ влияния отношения дисперсий на результаты моделирования и расчетов ошибки классификации и положения порога. Величина дисперсии изменялась в ин-

тервале от 1,5 до 16. Число реализаций – 50 тыс., количество отсчетов – 25, 100 и 400, количество шагов гистограммы положено равным удвоенному количеству отсчетов. Результаты приведены графиках, представленных на рис. 11 и 12.



**Рис. 11.** Зависимость положения порога  $h$  от соотношения дисперсий. Линия (1) соответствует количеству отсчетов  $N = 900$ , линия (2) –  $N = 100$ , линия (3) –  $N = 25$ . Пунктиром показаны расчетные зависимости

**Fig. 11.** The dependence of the threshold position on the variance ratio. Line (1):  $N = 900$ , line (2):  $N = 100$ , line (3):  $N = 25$ . The dashed lines show the calculated dependencies



**Рис. 12.** Зависимость вероятности ошибки  $p$  от соотношения дисперсий. Линия (1) соответствует количеству отсчетов  $N = 900$ , линия (2) –  $N = 100$ , линия (3) –  $N = 25$ . Серым цветом показаны расчетные зависимости

**Fig. 12.** The dependence of the error probability on the variance ratio. Line (1):  $N = 900$ , line (2):  $N = 100$ , line (3):  $N = 25$ . The calculated dependencies are shown by gray color

На графиках, приведенных на рис. 11, следует, что при больших отношениях дисперсий значение порога, полученное с применением метода статистического моделирования, дает меньшее значение по сравнению с расчетным. При этом чем больше ко-

личество отсчетов, тем при меньшем отношении дисперсий эффект становится более заметным. Это объясняется той же причиной, что и смещение порога при больших значениях отсчетов, а именно: при больших  $N$  средние значения распределений находятся на значительном удалении друг от друга, при этом на оси значений достаточной статистики образуется интервал, соответствующий нулевой вероятности ошибки (см. гистограммы на рис. 10). В этом случае невозможно однозначно определить положение порога. Следует отметить, что при соотношении дисперсий 1/16 расхождение расчета по формуле с моделированием составляет в среднем 6, тогда как общий диапазон значений приходится на интервал порядка 500, при количестве отсчетов 900 – расхождение составляет около 250 при общем диапазоне около 3 300. Необходимо отметить, что данная ситуация соответствует случаю нулевых выборочных вероятностей ошибок (см. гистограммы на рис. 10), то выборки являются однозначно разделимыми, поэтому на корректность работы алгоритма указанный эффект не оказывает.

На графиках, приведенных на рис. 12, следует, что с ростом отношения дисперсий величина ошибки уменьшается, что связано с естественным смещением средних значений выборок, построенных на основании метода статистического моделирования. При больших значениях количества отсчетов результаты расчетов и результаты моделирования находятся в достаточном соответствии. Для малых  $N$  имеется расхождение, обусловленное отклонением модельных данных от нормальных распределений. В этом случае формула (9) оказывается неприемлемой.

Таким образом, применение методов, основанных на моделировании ошибки классификации и порогового значения, полностью согласуется с расчетом по формуле (9) при значительном количестве отсчетов (более 64), рациональное количество реализаций составляет  $B = 5$  тыс., количество разбиений на интервале гистограммы должно быть равно удвоенной величине количества отсчетов. При моделировании, основанном на количестве отсчетов менее, чем 64, нарушается предположение о нормальности распределений достаточных статистик, что приводит к значительным ошибкам классификации. При большом отношении дисперсий (более 6 при количестве отсчетов, равном 100), а также при большом значении количества отсчетов наблюдается несоответствие модельных и расчетных значений, что обусловлено существенным расстоянием между средними значениями выборочных распределений. Однако эта ситуация соответствует нулевой вероятности ошибки разделения двух выборок, и как следствие, хорошей итоговой разделимости гипотез.

#### 4. Анализ эффективности классификации при комплексировании наблюдений разными спутниками

До сих пор все выводы касались принятия решения о типе поверхности одним КА. Для повышения эффективности классификации изменений на РЛИ в системе, состоящей из  $L$  малых спутников, следует использовать комплексирование данных от разных средств наблюдения. Рассмотрим зависимость вероятности правильного распознавания (ВПР) всей системы в целом ( $P_E$ ) от ВПР одного средства наблюдения ( $P$ ) при разном количестве источников информации  $L$ .

В простейшем случае вероятности  $P_E$  и  $P$  связаны очевидным соотношением:

$$P_E = 1 - P^L. \quad (11)$$

На рис. 13 приведена зависимость для алгоритма простого голосования. Из графика следует, что для получения итоговой ВПР выше, чем 0,5, достаточно использовать пять КА с ВПР 0,2 либо семь спутников с ВПР 0,1. При ВПР 0,3 можно ограничиться тремя КА.

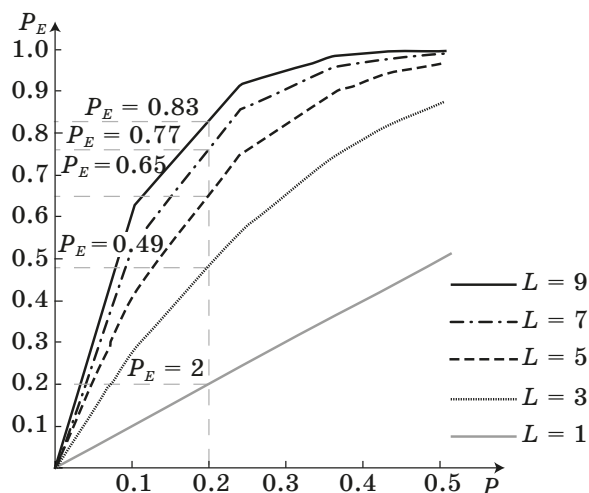


Рис. 13. Вероятности правильного распознавания при комплексировании

Fig. 13. The probabilities of the correct recognition using an aggregation

Результаты, представленные на рис. 13, использованы для оценки достаточного количества спутников при распознавании протяженных целей с ЭПР, соответствующими справочным данным (табл. 1) [4]. В табл. 2 приведены отношения дисперсий сигналов на выходе устройства первичной обработки, отраженных от какого-либо типа конкретной поверхности по от-



ношению к минимальной дисперсии, соответствующей сигналу от бетона.

**Таблица 1.** Справочные значения ЭПР (дБ) для некоторых наблюдаемых объектов

**Table 1.** The reference values for scattering cross section (dB) for some observing objects

Наблюдаемый объект	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Бетон	-53	-38	-28	-45	-31	-28
Асфальт	-47	-29	-24	-37	-23	-22
Пахотные земли	-29	-20	-15	-25	-18	-16
Городская застройка	-20	-12	-8	-15	-11	-7

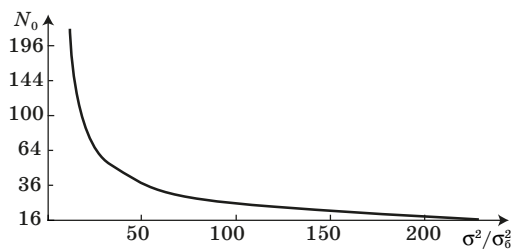
*Примечание:*  $\alpha$  – угол между надиром и направлением на визируемый участок поверхности

**Таблица 2.** Дисперсии объектов наблюдения, выраженные относительно величины ЭПР бетона

**Table 2.** Some observing object variances given by the value of concrete scattering cross section

Наблюдаемый объект	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
Асфальт	4.0	7.9	2.5	6.3	6.3	4.0
Пахотные земли	250	63	20	100	20	16
Городская застройка	2000	400	100	1000	100	130

Рассмотрим влияние числа отсчетов сигнала  $N$  от поверхности на эффективность классификации. График зависимости пороговых значений количества отсчетов  $N_0$  от величины дисперсии, по достижении которых ошибка при моделировании имеет нулевое значение, приведен на рис. 14.

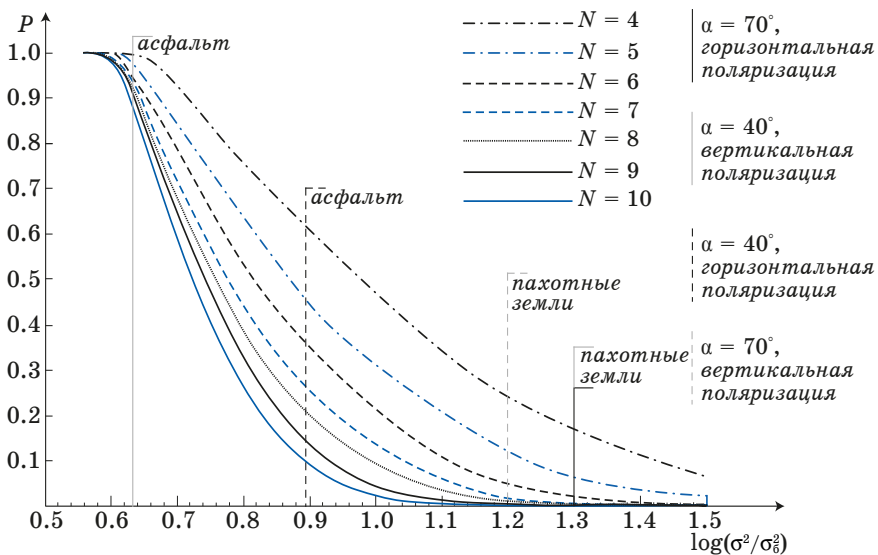


**Рис. 14.** График зависимости пороговой величины количества отсчетов  $N_0$  от отношения дисперсий (количество реализаций равно 50 тыс.), количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов)

**Fig. 14.** The dependence of number of samples  $N_0$  threshold value on the variances ratio (the generation number is 50000, the number of histogram split intervals is the doubled number of samples)

Таким образом, с ростом отношения дисперсий количество отсчетов, при котором ошибка определения принимает минимальное значение, уменьшается. Поэтому дальнейшие исследования выполнены для случая, когда количество отсчетов меньше величины  $N_0$ , поскольку в противном случае проблема классификации изменений на РЛИ не представляет интереса.

Рассмотрим зависимость вероятности ошибки от соотношения дисперсий. Из графика, приведенного на рис. 15, следует, что с ростом угла между направлением надира и направлением на участок визируемой поверхности увеличивается вероятность ошибки, что связано с уменьшением отношения дисперсий между соседних классов объектов.



**Рис. 15.** Зависимость вероятности ошибки  $p$  от отношения дисперсий. Пунктирными линиями показаны некоторые типовые значения соотношения дисперсий наблюдаемых объектов на фоне асфальта из данных, приведенных в табл. 2

**Fig. 15.** The dependence of the error probability on the variances ratio. Dashed lines show some typical values of the variances ratio for the observed objects against the asphalt background (table 2)

Данные табл. 3 показывают, что даже в случае малого отношения дисперсий элементов РЛИ для гарантированной классификации изменений на РЛИ можно ограничиться тремя или четырьмя спутниками, точное их количество определяется требованиями в конкретной задаче. В случае, когда относительная дисперсия превышает 10, для получения ВПР 99 % достаточно использовать два спутника, при относительной дисперсии, равной 20, достаточно данных одного спутника.

В табл. 3 приведено минимальное количество спутников, необходимое для распознавания асфальта и пахотных земель с вероятностью от 80 до 100 %. Количество отсчетов равно 16.

**Таблица 3.** Минимальное количество спутников, необходимое для корректного распознавания асфальта и пахотных земель на фоне бетона при заданной вероятности  $P$

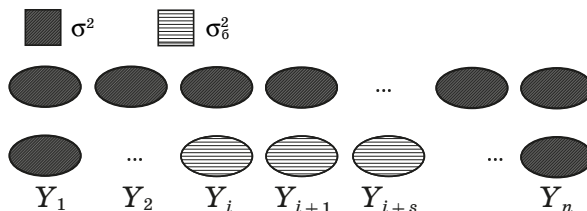
**Table 3.** The minimum number of satellites required for the correct change detection of asphalt and arable lands in comparison with the concrete background

$P, \%$	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
<b>Асфальт</b>						
90	2	1	3	2	2	2
95	3	2	4	3	3	3
99	4	2	6	3	3	4
99,9	5	3	9	4	4	5
100	10	6	18	7	7	10
<b>Пахотные земли</b>						
90	1	1	1	1	1	1
95	1	1	1	1	1	1
99	1	1	1	1	1	2
99,9	1	1	2	1	2	2
100	1	2	4	2	4	4

## 5. Классификация неоднородных РЛИ

Далее рассмотрен случай классификации двух РЛИ, одно из которых соответствует однородной поверхности (ЭПР вдоль наблюдаемого участка поверхности остается неизменной), а второе содержит внутри наблюдаемого участка элемент поверхности с отличающейся величиной ЭПР. Для этой задачи сформированы две последовательности отсчетов, в одной из которых дисперсия не меняется, во второй – содержит изменения (рис. 16). Задача состоит в том, чтобы найти необходимые условия моделирования, при которых данные со скачком дисперсии будут различимы на фоне данных с однородной (априорно известной) дисперсией. Таким образом, в настоящей постановке расчетное значение вероятности ошибки классификации должно быть поделено на 2, поскольку при формировании модельных наблюдений (см. рис. 4) второй набор входных данных считается априорно известным.

Рассмотрим влияние размера  $ds$  области нетипичной ЭПР на величину ошибки классификации. Соотношение дисперсий положено равным 20, количество отсчетов  $N$  менялось в интервале от 4 до 576, при этом максимальное значение  $ds$  не превышало корня из количества отсчетов. Результаты расчетов приведены в табл. 4.



**Рис. 16.** Схема входных данных при моделировании скачка ЭПР. Дисперсия  $\sigma^2$  соответствует типичной ЭПР поверхности, величина  $\sigma_6^2$  – нетипичной

**Fig. 16.** The input data scheme for the simulation of the radar cross-section step

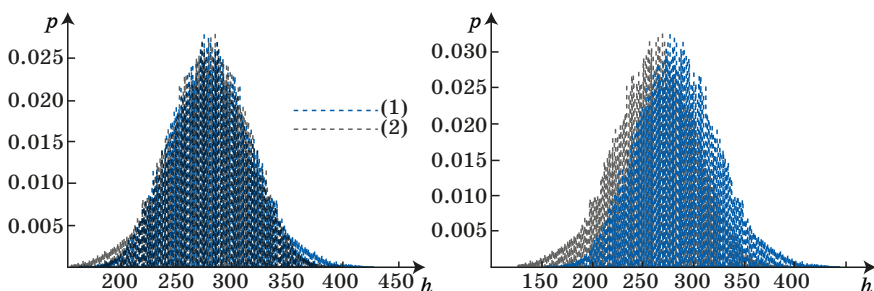
**Таблица 4.** Влияние размера области нетипичной дисперсии на величину ошибки классификации (количество реализаций равно  $B = 1$  млн, количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов)

**Table 4.** The influence of the abnormal variance fragment size on the classification error value. (the generation number is 1 000 000, the number of a histogram split intervals is the doubled number of samples)

$N$	$ds$											
	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20	22	24
4	0.50	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
16	0.50	0.49	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
64	0.50	0.43	0.38	0.37	–	–	–	–	–	–	–	–
144	0.50	0.43	0.41	0.38	0.33	0.29	–	–	–	–	–	–
256	0.50	0.47	0.45	0.45	0.40	0.38	0.36	0.33	–	–	–	–
400	0.50	0.46	0.43	0.39	0.38	0.36	0.35	0.31	0.31	0.27	–	–
576	0.50	0.43	0.48	0.46	0.44	0.43	0.43	0.40	0.38	0.36	0.36	0.31

В том случае, когда участок нетипичной ЭПР состоит из одного отсчета достаточной статистики (одного элемента разрешения), вероятность ошибки классификации нетипичной ЭПР близка к максимуму, т.е. к 50%. В случае, если размер нетипичной области ЭПР мал (менее 10% от числа отсчетов), классификация возможна только при использовании не менее 100 отсчетов. Установлено, что с ростом количества отсчетов  $N$  при фиксированном отношении  $ds/\sqrt{N}$  при количестве отсчетов свыше 400 точность практически не изменяется, т.е. определяющим фактором при данных условиях является не количество отсчетов, а значение величины  $ds/\sqrt{N}$ , т.е. относительный размер нетипичной области ЭПР. В области малых значений  $N$  наблюдается незначительное увеличение вероятности ошибки (порядка 0,02), что связано с общим характером поведения данной зависимости (см. рис. 17(II)). В целом рост вероятности ошибки

классификации связан с уменьшением размера области нетипичного поведения ЭПР: чем эта область больше, тем больше расхождение гистограмм соответствующих распределений, тем выше точность. Примеры гистограмм соответствующей ситуации приведены на рис. 18. Также отмечено, что в случае близких соотношений гистограмм распределения входных данных, что имеет место быть при малом размере  $ds$ , оптимальное количество реализаций должно составлять на два порядка большую величину, т.е. не менее 1 млн, поскольку в противном случае возрастает вероятность ошибок классификации изменений на РЛИ.

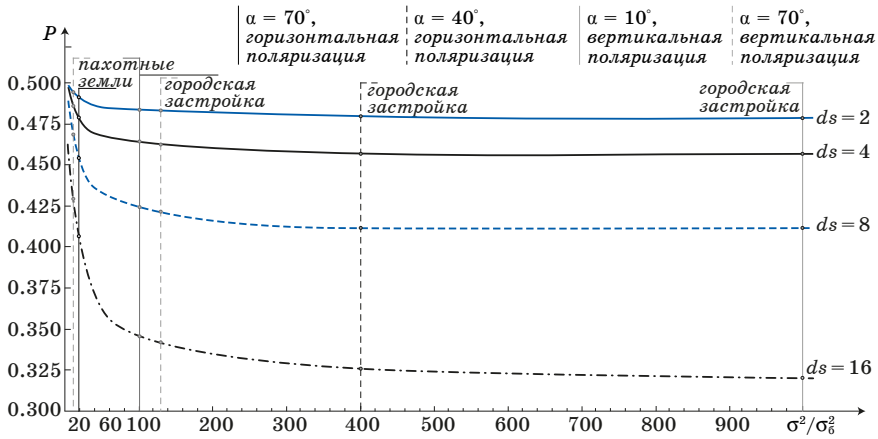


**Рис. 17.** Гистограммы распределения достаточных статистик моделируемых РЛИ при размере нетипичной области,  $N = 2$  отсчетам (а) и  $N = 8$  отсчета (б). Общее количество отсчетов  $N = 64$ , количество реализаций равно  $B = 1$  млн, количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов. Линия (1) соответствует входным данным с однородной дисперсией, линия (2) – данным с нетипичной областью

**Fig. 17.** The histograms of the sufficient statistics distribution of the simulated radar image with the size of the anomalous area of 2 samples (a) and 8 samples (b). The total number of samples  $N = 64$ , the generation number is 1 000 000, the number of histogram split intervals is the doubled number of samples. The red line corresponds to the input data with a stable variance, the green line corresponds to the data with an anomalous region

Рассмотрим влияние отличий в величине ЭПР на вероятность ошибки классификации. Количество отсчетов – 64, моделирование выполнено для размеров области усреднения 8, 4 и 2, количество реализаций составляет  $10^6$ , количество интервалов разбиения гистограммы равно удвоенному количеству отсчетов  $N$ . Результаты представлены на рис. 18. Ошибки классификации изменений на РЛИ, как и следовало ожидать, значительно выше, чем при однородных поверхностях.

Таким образом, даже для задач распознавания городской застройки на фоне бетона необходимо использовать данные нескольких наблюдений (спутников). Результаты расчетов для типовых соотношений дисперсий приведены в табл. 5.



**Рис. 18.** Зависимость вероятности ошибки  $p$  от отношения дисперсий. Пунктирными линиями показаны некоторые типовые значения соотношения дисперсий наблюдаемых объектов на фоне асфальта из табл. 2

**Fig. 18.** The dependence of the error probability on the variances ratio. Dashed lines show some typical values of the variances ratio for the observed objects against the asphalt background (table 2)

**Таблица 5.** Вероятность правильной классификации при комплексировании данных нескольких спутников (наблюдение асфальта, пахотных земель и городской застройки на фоне бетона), %

**Table 5.** The probability of the correct change detection using the aggregation of several satellites data (the observation of asphalt, arable lands and urban development against the background of concrete)

L	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$	$\alpha = 10^\circ$	$\alpha = 40^\circ$	$\alpha = 70^\circ$
	Горизонтальная поляризация			Вертикальная поляризация		
<b>Асфальт</b>						
1	50.01	50.50	50.00	50.23	50.23	50.01
3	87.50	87.87	87.50	87.67	87.67	87.50
5	96.88	97.03	96.88	96.95	96.95	96.88
7	99.22	99.27	99.22	99.24	99.24	99.22
9	99.80	99.82	99.80	99.81	99.81	99.80
<b>Пахотные земли</b>						
1	51.88	51.58	51.13	51.76	51.13	50.98
3	88.86	88.65	88.33	88.77	88.33	88.22
5	97.42	97.34	97.21	97.39	97.21	97.17
7	99.40	99.38	99.33	99.39	99.33	99.32
9	99.86	99.85	99.84	99.86	99.84	99.84
<b>Городская застройка</b>						
1	52.11	52.02	51.76	52.04	51.76	51.83
3	89.02	88.95	88.77	88.97	88.77	88.82
5	97.48	97.46	97.39	97.46	97.39	97.41
7	99.42	99.41	99.39	99.42	99.39	99.40
9	99.87	99.87	99.86	99.87	99.86	99.86

Данные табл. 4 показывают, что при размере области нетипичной ЭПР в два отсчета при использовании одного КА вероятность правильного распознавания едва ли превышает 50%, однако при использовании даже двух КА вероятность правильного распознавания превышает 80% даже для объектов с небольшим соотношением дисперсий (87,5 при отношении дисперсий в 2,5). При использовании семи и более КА вероятность правильного распознавания превосходит 99 % для объектов с любым соотношением дисперсий.

## 6. Заключение

1. Проведен сравнительный анализ определения вероятностей ошибок классификации двух типов однородных поверхностей, соответствующим различным значениям ЭПР, аналитическим методом и методом статистического моделирования. В частности, показано, что расчетные данные имеют высокую корреляцию с модельными при использовании 100 и выше отсчетов, в противном случае расчеты по традиционным формульным приближениям дают некорректные результаты. Установлено, что оптимальное количество реализации при использовании модельных данных составляет  $N = 50$  тыс. в случае вероятности ошибки не выше 0,5, для более высоких значений ошибок рекомендуется увеличивать количество реализаций во избежание ложных распознаваний. Правило Стерджиса показало неудовлетворительные результаты при построении гистограмм модельных значений. Поэтому в решении настоящей задачи рекомендуется использовать количество разбиений, равное удвоенному количеству отсчетов.

2. Показано, что при комплексировании результатов, принятых решающими устройствами нескольких спутников, и отношении ЭПР различаемых поверхностей, превышающей величину, равную 10, для получения вероятности правильного распознавания в 99,9% достаточно ограничиться двумя независимыми наблюдениями даже при использовании 16 отсчетов. При меньших отношениях ЭПР наблюдаемых объектов вероятность правильного распознавания может быть увеличена как за счет увеличения числа КА, так и за счет увеличения количества отсчетов.

3. При наличии на поверхности участка с нетипичной ЭПР, вероятность правильной классификации (обнаружения названной аномалии) существенно уменьшается. Тем не менее вероятность в 99% может быть достигнута даже при малом размере аномалии (2 отсчета) и отношении дисперсий 6,3, если комплексно использовать РЛИ, полученные с семи спутников.

## Список литературы

1. 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 Международ. конф.* Екатеринбург: УрФУ; 2016. С. 161–162.
2. Wright J., Yang A. Y., Ganesh A., Sastry S. S., Ma Y. Robust face recognition via sparse representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2009;31(2):210–227.
3. Dorosinskiy L. G. Invariants for the radar image classification. In: Maximov Ya. (ed.) *Applied and Fundamental Studies. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Academic Conference, March 8–10, 2013*. St. Louis, Missouri, USA: Publishing House «Science and Innovation Center», and the International Journal of Advanced Studies; 2013. Pp. 214–216.
4. Скольник М. И. *Справочник по радиолокации*. М.: Техносфера; 2014. Т. 1.
5. Ван Трис Г. *Теория обнаружения, оценок и модуляции*. М.: Советское радио; 1972.
6. Dorosinskiy L. G., Kurganski A. A. Modeling the clutter reflection suppression algorithm in synthetic-aperture radar. In: *CEUR Workshop Proceedings. REIT-Spring 2018: Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Workshop on Radio Electronics and Information Technologies, Yekaterinburg, March 14, 2018*. Pp. 49–57.
7. Dorosinskiy L., Myasnikov F. Radarsignal classification algorithms synthesis and analysis. In: *2017 IEEE 2<sup>nd</sup> Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, China, March 25–26, 2017*. Chongqing: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2017. Pp. 119–122. DOI: 10.1109/IAEAC.2017.8053989
8. Yang D., Yang X., Liao G., Zhu S. Strong Clutter Suppression via RPCA in Multichannel SAR/GMTI System. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015;12(11):2237–2241. DOI: 10.1109/LGRS.2015.2461654

## References

1. 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): materials of the 1st International Conference*. Ekaterinburg: Ural Federal University named after first President of Russia B. N. Yeltsin; 2016, pp. 161–162. (In Russ.)
2. Wright J., Yang A. Y., Ganesh A., Sastry S. S., Ma Y. Robust face recognition via sparse representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2009;31(2):210–227.
3. Dorosinskiy L. G. Invariants for the radar image classification. In: Maximov Ya. (ed.) *Applied and Fundamental Studies. Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Academic Conference, March 8–10, 2013*. St. Louis,



Missouri, USA: Publishing House «Science and Innovation Center», and the International Journal of Advanced Studies; 2013. Pp. 214–216.

4. Skolnik M. I. *Radar Reference*. Moscow: Tekhnosfera; 2014. Vol. 1. (In Russ.)

5. Van Trees H. L. *Detection, estimation and modulation theory. Part 1. Detection, estimation and linear modulation theory*. John Wiley & Sons; 1968.

6. Dorosinskiy L. G., Kurganski A. A. Modeling the clutter reflection suppression algorithm in synthetic-aperture radar. In: *CEUR Workshop Proceedings. REIT-Spring 2018: Proceedings of the 3<sup>rd</sup> International Workshop on Radio Electronics and Information Technologies, Yekaterinburg, March 14, 2018*. Pp. 49–57.

7. Dorosinskiy L., Myasnikov F. Radarsignal classification algorithms synthesis and analysis. In: *2017 IEEE 2<sup>nd</sup> Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, China, March 25–26, 2017*. Chongqing: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2017. Pp. 119–122. DOI: 10.1109/IAEAC.2017.8053989

8. Yang D., Yang X., Liao G., Zhu S. Strong Clutter Suppression via RPCA in Multichannel SAR/GMTI System. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015;12(11):2237–2241. DOI: 10.1109/LGRS.2015.2461654

## Информация об авторах

Доросинский Леонид Григорьевич, окончил радиотехнический институт – РтФ Уральского государственного технического университета – УПИ (1967) профессор. Доктор технических наук (1997), профессор (2007). С 2016 г. – директор департамента радиоэлектроники и связи ИРИТ-РтФ.

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.

## Information about the authors

**Leonid G. Dorosinsky**, Graduated from the radioengineering faculty of the Ural Polytechnical Institute (1967), professor. Dr. tech. sciences (1997), professor (2007). Nowadays he works as a head of the department of radio-electronics and communication of the Institute of radio-electronics and IT of the Ural federal university.

**Nina S. Vinogradova**, Graduated from 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 radio-electronics and communication of the Institute of radio-electronics and IT of the Ural federal university.

Поступила / Received: 04.04.2019

Принята в печать / Accepted: 04.05.2019