

УДК 621.39
DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-976-986
EDN ZZLCLJ

Требования к разработке разрешающего правила обнаружения сигналов в радиолокационных системах полного поляризационного зондирования с субполосной обработкой многочастотных ортогональных когерентных сигналов

¹Орищук С.Г., ²Олейник И.И., ²Урсол Д.В., ³Федоров П.А., ⁴Орищук Г.С.

¹АО «Корпорация «Фазотрон-НИИР»

Россия, 115516, г. Москва, Кавказский б-р, д. 59, офис 3-XIV-21

²Белгородский государственный национальный исследовательский университет

Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, д. 85

³ООО «Системы наземного обеспечения и инновационные технологии»

Россия, Калужская обл., 249033, г. Обнинск, пр-т Ленина, д. 91Б, офис 8-20

⁴АО «Особое конструкторское бюро МЭИ»

Россия, 111250, г. Москва, ул. Красноказарменная, д. 14

orishuck.sergei@yandex.ru, oleinik_i@bsuedu.ru, ursol@bsuedu.ru, snoiit.fedorov@gmail.com, shuka9@mail.ru

Аннотация. Рассматривается синтез разрешающего правила в однопозиционных радиолокационных системах с полным поляризационным зондированием при субполосной обработке многочастотных ортогональных когерентных сигналов. Последовательно изложены и обоснованы: выбор весов многочастотного сигнала; фильтрация ПВР и регуляризация плохо обусловленных ковариационно-поляризационных матриц. Приведен принцип формирования обучающих выборок и проверка нормальности распределения поляризационных векторов рассеяния. Обосновано применение критерия Неймана – Пирсона для синтеза решающего правила обнаружения сигналов. На основе экспериментальных данных, полученных на макете бортовой радиолокационной системы «Доступ-В», показано, что спектральная усечка ковариационно-поляризационных матриц обеспечивает смещение решающей статистики не более 0,8 % и вероятность правильного обнаружения 0,97 при вероятности ошибки первого рода 10^{-4} . Обоснованы требования к аппаратно-программному обеспечению радиолокационных систем полного поляризационного зондирования.

Ключевые слова: когерентный, поляризационный вектор рассеяния, ковариационно-поляризационная матрица, GLRT, субполосная обработка, полное поляризационное зондирование, вероятность обнаружения, ложная тревога

Для цитирования: Орищук С.Г., Олейник И.И., Урсол Д.В., Федоров П.А., Орищук Г.С. 2025. Требования к разработке разрешающего правила обнаружения сигналов в радиолокационных системах полного поляризационного зондирования с субполосной обработкой многочастотных ортогональных когерентных сигналов. *Экономика. Информатика*, 52(4): 976–986. DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-976-986; EDN ZZLCLJ

Requirements for the Development of an Allow Rule for Signal Detection in Full-Polarization Sounding Radar Systems with Subband Processing of Multi-Frequency Orthogonal Coherent Signals

¹Sergey G. Orishchuk, ²Ivan I. Oleynik, ²Denis V. Ursol,

³Pavel A. Fedorov, ⁴Grigory S. Orishchuk

¹JSC “Phazotron-NIIR Corporation”

59 Kavkazsky Blvd., Office 3-XIV-21, Moscow 115516, Russia

²Belgorod State National Research University

85 Pobedy St., Belgorod 308015, Russia

³Limited Liability Company “Systems on Nod Observation and Information Technologies”

91B Lenin Ave., Office 8-20, Obninsk 249033, Kaluga Region, Russia

⁴JSC “Special Design Bureau of MPEI”

14 Krasnokazarmennaya St., Moscow 111250, Russia

orishchuk.sergei@yandex.ru, oleynik_i@bsuedu.ru, ursol@bsuedu.ru, snoiit.fedorov@gmail.com,
shuka9@mail.ru

Abstract. The paper considers the synthesis of an allow rule in single-position radar systems with full polarization probing during subband processing of multi-frequency orthogonal coherent signals. The paper consistently presents and justifies the following: the selection of weights for a multi-frequency signal; the filtering of polarization vectors, and the regularization of poorly conditioned covariance-polarization matrices. The paper also describes the principle of forming training samples and checking the normality of the distribution of polarization scattering vectors. The application of the Neumann–Pearson criterion for the synthesis of the decision rule for signal detection is substantiated. Based on the experimental data obtained on the mock-up of the onboard radar system “Access-V”, it is shown that the spectral truncation of the covariance-polarization matrices provides the decision statistics bias of no more than 0.8 % and the probability of correct detection of 0.97 with the probability of the first-kind error of 10^{-4} . The requirements for the hardware and software of full polarization radar systems have been substantiated.

Keywords: coherent, polarization scattering vector, covariance-polarization matrix, subband processing, full polarization probing, detection probability, false alarm

For citation: Orishchuk S.G., Oleynik I.I., Ursol D.V., Fedorov P.A., Orishchuk G.S. 2025. Requirements for the Development of an Allow Rule for Signal Detection in Full-Polarization Sounding Radar Systems with Subband Processing of Multi-Frequency Orthogonal Coherent Signals. *Economics. Information technologies*, 52(4): 976–986 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-976-986; EDN ZZLCLJ

Введение

В условиях обнаружения объектов (целей) на фоне помех (подстилающей поверхности) традиционные энергетические и доплеровские методы радиолокационного обнаружения теряют эффективность. Повышение информативности может быть достигнуто за счёт полного поляризационного зондирования (ППЗ) пространства и описания отражённого сигнала поляризационным вектором рассеяния (ПВР) [Олейник, 2020]

$$\mathbf{S}(t) = (S_{HH}(t) \ S_{HV}(t) \ S_{VH}(t) \ S_{VV}(t))^T \in \mathbb{C}^4, \quad (1)$$

где: S_{HH} , S_{HV} , S_{VH} , S_{VV} независимые компоненты поляризационного вектора рассеяния в линейном ортогональном базисе в четырёхмерном комплексном векторном пространстве [Бакулев, 2004]; символ H обозначает горизонтальную, а символ V вертикальную поляризацию.

При этом необходимо учитывать возможность использования сверхширокополосных (СШП) сигналов. Кроме этого, при длине волны, сопоставимой или кратной размеру цели

(или отдельных элементов цели), возникают резонансные отражения, которые по сравнению с полосой сигнала являются узкополосными [Allen, Mills, 2004]. Для адекватного учета этих особенностей возможно использовать методы субполосного анализа и синтеза сигналов, разработанные коллективом ученых под руководством Жилякова Е.Г.

Выбор весов при субполосном представлении сигнала

При субполосном представлении сверхширокополосный сигнал можно представить в виде многочастотного, состоящего из K частот (субполос) [Жиляков, 2015]

$$s(t) = \sum_k^K \alpha_k p_k(t) e^{j2\pi f_k t}, 0 \leq t \leq T, \quad (2)$$

где:

k – текущий номер (индекс) частоты субполосы;

T – обозначает длительность зондирующего импульса (или когерентной пачки импульсов);

$p_k(t)$ – ортонормированные базисные функции;

f_k – несущие частоты субполос;

$\alpha_k \in \mathbb{C}$ – комплексные веса, подлежащие выбору [Allen, 2007].

Оптимальный вектор весов $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_K]^T$ максимизирует отношение сигнал/помеха (ОСП) в совокупности субполос:

$$ОСП = \frac{\alpha^H \mathbf{R}_s \alpha}{\alpha^H \mathbf{R}_n \alpha} \rightarrow \max_{\alpha}, \quad (3)$$

где:

$\mathbf{R}_s, \mathbf{R}_n$ – ковариационные матрицы сигнала и помехи (шума) соответственно;

α – оптимальный вектор весов, выраженный вектор-столбцом весовых коэффициентов амплитуд частотных составляющих зондирующего сигнала;

α^H – эрмитово преобразование (транспонирование и замена элементов матрицы на комплексно-сопряженные элементы) оптимального вектора весов.

Стратегия выбора весов заключается в решении обобщённого собственного уравнения

$$\mathbf{R}_s \alpha = \lambda_{\max} \mathbf{R}_n \alpha. \quad (4)$$

На практике \mathbf{R}_s априори неизвестна, и требуются упрощённые стратегии выбора весов субполосного (многочастотного) сигнала. При этом возможны несколько вариантов.

Равномерная стратегия – используется при отсутствии априорной информации о спектральных свойствах цели. Веса задаются как

$$\alpha_k = \frac{1}{\sqrt{K}}, k = 1, \dots, K. \quad (5)$$

Преимущество: максимизация суммарной эффективной площади рассеяния (ЭПР) цели, устойчивость к изменению ракурса. Недостаток: возможное «размазывание» энергии по нерезонансным субполосам [Breiman, 1996].

Резонансная стратегия – применяется при известных частотах резонанса при отражении от цели (например, $f_{рез} \approx 2,3$ ГГц для углового отражателя с ребром 50 мм) [Calude, 2017]. При этом веса задаются следующим образом:

$$\alpha_k = \begin{cases} 1, & f_k = f_{рез} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}. \quad (6)$$

Преимущество – максимальное ОСП в резонансных субполосах. Недостаток – резкое падение вероятности правильного обнаружения P_D при смещении ракурса (экспериментально при $\pm 10^\circ$ – снижение с 0,97 до 0,86).

Адаптивная стратегия реализуется в два этапа. Сначала производится сканирующее

зондирование с равномерными весами. Затем вычисляется мера информативности субполосы $D^{(r)}$. Веса назначаются пропорционально корню из этой меры

$$\alpha_k = \frac{\sqrt{D^{(k)}}}{\|\sqrt{\mathbf{D}}\|_2}, \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} D^{(1)} & D^{(2)} & \dots & D^{(K)} \end{pmatrix}^T \in \mathbb{R}^K, \quad (7)$$

где:

$D^{(K)}$ – скалярное значение меры различия областей локализации ПВР цели и помехи (шума) в k -й субполосе;

$\|\sqrt{\mathbf{D}}\|_2$ – евклидова норма вектора \mathbf{D} [Кау, 1993].

Экспериментальные исследования с использованием РЛС «Доступ-В» при обнаружении углового отражателя, с разбиением полосы 200 МГц на 6 субполос, показали следующие результаты. При равномерной стратегии вероятность правильного обнаружения $P_D = 0,92$. При резонансной стратегии $P_D = 0,97$, однако при увеличении дисперсии отклонения от ракурса более 0,014 вероятность правильного обнаружения начинает резко падать. При адаптивной стратегии P_D составляет порядка 0,95–0,96.

Фильтрация и субполосная обработка поляризационных векторов рассеяния

Алгоритм субполосной обработки ПВР заключается в следующем.

После приёма выборки сигнала $4N$ (4 поляризации $\times N$) отсчётов по дальности/времени производится формирование ПВР.

При использовании пачки сигналов производится когерентное накопление и пространственная фильтрация.

Для каждого элемента разрешения формируется средний ПВР

$$\mathbf{s} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{s}^{(l)}, \quad (8)$$

где:

L – число импульсов в пачке.

Далее, для подавления помех применяется проекция на подпространство сигнала. По сути, это фильтрация сигналов

$$\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^H \mathbf{S}, \quad (9)$$

где:

$\tilde{\mathbf{S}}$ – обозначает проекцию исходного поляризационного вектора рассеяния на подпространство сигнала, или, иначе говоря, фильтрованный, очищенный от шума вектор ПВР;

\mathbf{U}_s -столбцы – собственные векторы КПМ \mathbf{R}_s , соответствующие наибольшим собственным числам.

При этом ранг ковариационно-поляризационной матрицы (КПМ) сигнала будет определяться числом линейно независимых (информативных) компонент поляризационного вектора рассеяния (ПВР).

Следующая операция – субполосное разложение.

Сигнал с помощью положительно определённых ядер $A_r(t)$ разбивается на R неперекрывающихся субполос [Жиликов, 2015].

В каждой субполосе формируется отдельный ПВР-оценщик $s^{(r)}$, а затем – субполосная ковариационно-поляризационная матрица (СКПМ)

$$\mathbf{R}^{(r)} = E \left[\left(\mathbf{s}^{(r)} - \boldsymbol{\mu}^{(r)} \right) \left(\mathbf{s}^{(r)} - \boldsymbol{\mu}^{(r)} \right)^H \right], \quad (10)$$

где:

$\mathbf{s}^{(r)}$ – случайный вектор, представляющий собой поляризационный вектор рассеяния (ПВР), измеренный в r -й субполосе;

$\boldsymbol{\mu}^{(r)}$ – математическое ожидание (вектор средних) поляризационного вектора рассеяния (ПВР) в r -й субполосе [Жиляков и др., 2018]

$$\boldsymbol{\mu}^{(r)} = \begin{bmatrix} E[s_{HH}^r] \\ E[s_{HV}^r] \\ E[s_{VH}^r] \\ E[s_{VV}^r] \end{bmatrix}.$$

$\mathbf{R}^{(r)}$ является плохо обусловленной ($\kappa = \lambda_{\max}/\lambda_{\min} \approx 10^4 - 10^5$), поскольку истинная матрица сингулярна, а измерения содержат шумы и системные ошибки,

$\lambda_{\min}, \lambda_{\max}$ – собственные числа ковариационно-поляризационной матрицы – $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{4 \times 4}$.

Для обращения $\mathbf{R}^{(r)}$ в GLRT-статистике возможны разные подходы.

Достаточно распространенным является регуляризация по Тихонову – добавление диагональной матрицы:

$$\mathbf{R}_\varepsilon = \mathbf{R}^{(r)} + \varepsilon \mathbf{I}, \quad \varepsilon = 0.01 \cdot \text{tr} \mathbf{R}^{(r)}, \quad (11)$$

где:

$\mathbf{R}^{(r)}$ – ковариационно-поляризационная матрица (КПМ) в r -й субполосе;

ε – регуляризирующий параметр (коэффициент Тихонова) – положительное вещественное число, добавляемое к диагонали КПМ для улучшения её численной устойчивости при обращении (обычно вычисляется как 1 % от следа исходной матрицы $\text{tr} \mathbf{R}^{(r)}$);

\mathbf{I} – единичная матрица размера 4×4 – диагональная матрица с единицами на главной диагонали.

Сумма собственных чисел КПМ, пропорциональная общей мощности сигнала в субполосе.

Добавление произведения $\varepsilon \mathbf{I}$ равносильно добавлению белого шума к сигналу – стандартный метод регуляризации в задачах обращения плохо обусловленных матриц. \mathbf{R}_ε – регуляризованная КПМ.

Метод Тихонова ("ridge regression") достаточно прост в реализации, но привносит систематическое смещение в решающую статистику GLRT, что снижает вероятность правильного обнаружения [Van Trees, 2013].

При реальных измерениях (шум, дрейф параметров) КПМ становится сингулярной или почти сингулярной, и её обратная матрица не может быть вычислена точно. Регуляризация \mathbf{R}_ε позволяет получить устойчивую оценку $\mathbf{R}_\varepsilon^{-1}$, но ценой потери точности – так как вводится искусственная «размытость» в модель сигнала.

Преимущество метода – численная устойчивость. Недостаток – внесение смещения в решающую статистику (на 12–15 % при $\varepsilon = 0,01$), что подтверждено моделированием и теоретически [Van Trees, 2013].

Кроме метода Тихонова возможно использование спектральной усечки, которая заключается в замене малых собственных чисел нулём

$$\lambda_k = \begin{cases} 1/\lambda_i, & \lambda_i > \delta \cdot \text{tr} \mathbf{R}^{(r)} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}, \quad (12)$$

где:

λ_i – собственное число КПМ $\mathbf{R}^{(r)}$;

λ_i^+ – регуляризованное обратное значение собственного числа;

δ – пороговый коэффициент (обычно выбирается $10^{-3} - 10^{-4}$);

$\text{tr} \mathbf{R}^{(r)}$ – след ковариационно-поляризационной матрицы (КПМ) в r -й субполосе.

Этот метод не вносит смещения, так как соответствует проекции на подпространство, натянутое на информативные собственные векторы.

Существуют строгие доказательства: при гауссовом шуме и истинной сингулярности \mathbf{R} , спектральная усечка совпадает с условным математическим ожиданием оценки [Фомин, Тарловский, 1986].

Спектральная усечка используется для вычисления регуляризованной псевдообратной матрицы $[\mathbf{R}^{(r)}]^+$ в выражении GLRT-статистики

$$T = \left(s^{(r_{\max})} - \mu_u^{(r_{\max})} \right)^H \left[R_u^{(r_{\max})} \right]^+ \left(s^{(r_{\max})} - \mu_u^{(r_{\max})} \right).$$

Замена λ_i на λ_i^+ позволяет избежать деления на очень малые числа (которые возникают из-за погрешностей измерений и физической сингулярности истинной КПМ), что приводило бы к неустойчивости алгоритма.

В псевдообратной матрице остаются в основном большие собственные числа, остальные обнуляются. Это соответствует проекции сигнала на подпространство, натянутое на информативные («сигнальные») компоненты, «шумовые» игнорируются [Breiman, 1996].

Метод не вносит систематического смещения в решающую статистику (в отличие от регуляризации по Тихонову).

Еще одним методом является PCA-проекция (Principal Component Analysis Projection), то есть проекция на главные компоненты. Этот метод линейного преобразования многомерных данных заключается в том, что исходные признаки (векторы) ортогонально проецируются на новую систему координат, образованную собственными векторами ковариационной матрицы (главными компонентами), упорядоченными по убыванию соответствующих собственных чисел (снижение размерности) [Van Trees, Bell, 2013]

$$\mathbf{s}_{red} = \mathbf{Q}_{1:M}^H \mathbf{s}, \quad (13)$$

где:

\mathbf{s} – исходный поляризационный вектор рассеяния (ПВР) размерности 4;

\mathbf{s}_{red} – редуцированный (сокращённый) вектор ПВР – результат проекции 4-мерного исходного вектора \mathbf{s} на M -мерное подпространство, где $M \leq 4$; размерность результата: \mathbb{C}^M ;

$\mathbf{Q}_{1:M}^H$ – эрмитово сопряжённая матрица, составленная из первых столбцов матрицы собственных векторов \mathbf{Q} – выполняет линейное преобразование из \mathbb{C}^4 в \mathbb{C}^M , проецируя вектор на подпространство, натянутое на первые главные компоненты [Кау, 1993].

Матрица $\mathbf{Q} = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \mathbf{q}_3, \mathbf{q}_4]$ является унитарной матрицей, полученной при спектральном разложении КПМ $\mathbf{R} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^H$. $\mathbf{\Lambda}$ – диагональная матрица собственных чисел, полученная из ковариационно-поляризационной матрицы \mathbf{R} .

При таком подходе сохраняется 98–99 % энергии флуктуаций, но возможна потеря дискриминативных признаков, связанных с деполяризацией [Фомин, Тарловский, 1986].

Для сравнения различных методов регуляризации было проведено моделирование с использованием натуральных данных, полученных по уголкового отражателю. Проводилось 10^4 испытаний по обнаружению уголкового отражателя. При этом задавалась ошибка первого рода $P_{FA} = 10^{-4}$ и ОСП = –5 дБ.

Результаты моделирования:

– регуляризация по Тихонову ($\epsilon = 0,01$) показала вероятность правильного обнаружения $P_D = 0,81$ и смещение порога +14,2 %;

– спектральная усечка ($\delta = 10^{-3}$) показала $P_D = 0,97$ и смещение +0,8 %;

– метод PCA показал $P_D = 0,94$ и смещение –1,3 %.

В данном случае метод спектральной усечки совмещает высокую эффективность ($P_D > 0,96$) и теоретическую корректность (отсутствие систематической ошибки).

Решающее правило обнаружения целей на фоне помехи

Решающее правило заключается в получении обучающих выборок и расчетам по ним параметров распределения, выборе критерия обнаружения и построении отношения правдоподобия, получении контрольных выборок с расчетом параметров распределения [Жиляков и др., 2022].

Для использования критерия Неймана – Пирсона формулируются гипотезы [Calude, Longo, 2017]

$$H_0 : s = u \rightarrow CN(\mu_u, R_u), \quad H_1 : s = \mu_s + u, \quad (14)$$

где:

H_0 – нулевая гипотеза (цель отсутствует);

H_1 – альтернативная гипотеза (цель присутствует);

s – наблюдаемый ПВР (измеряемый сигнал);

u – шум/фон (ПВР подстилающей поверхности);

CN – комплексное нормальное распределение;

μ_u – математическое ожидание ПВР фона;

R_u – КПМ ПВР фона; μ_s – вектор сигнала от цели.

GLRT-статистика имеет вид [Дикуль и др., 2007]

$$T = (s^{(r_{\max})} - \mu_u^{(r_{\max})})^H [R_u^{(r_{\max})}]^+ (s^{(r_{\max})} - \mu_u^{(r_{\max})}), \quad (15)$$

где:

T – решающая статистика, используемая для принятия решения об обнаружении;

$s^{(r)}$ – наблюдаемый поляризационный вектор рассеяния (ПВР) в субполосе, размерностью 4×1 ;

r_{\max} – индекс субполосы, выбранной по критерию максимума меры различия; наиболее информативная субполоса для текущего наблюдения;

$\mu_u^{(r)}$ – вектор математического ожидания ПВР подстилающей поверхности (ПП) в субполосе, полученный путём усреднения множества реализаций ПВР на участке, где заведомо отсутствует цель;

$R_u^{(r)}$ – ковариационно-поляризационная матрица (КПМ) ПВР ПП в субполосе r ;

$[R_u^{(r)}]^+$ – псевдообратная матрица КПМ ПП в субполосе r , полученная методом спектральной усадки;

$(\cdot)^H$ – эрмитово сопряжение (транспонирование + комплексное сопряжение элементов).

При использовании критерия Неймана – Пирсона задаётся порог η по фиксированному уровню ошибки первого рода или уровню ложных тревог (при проведении экспериментов задавалось 10^{-4}) [Фомин, Тарловский, 1986]

$$P_{F_A} = P_r(T > \eta | H_0) = 10^{-4}. \quad (16)$$

Экспериментальные исследования проводились с использованием РЛС «Доступ-В».

Обучающие выборки получены в диапазоне 9,375 ГГц с пересчётом амплитуд на дальность 500 м.

Подстилающая поверхность (степь). Получено 120 реализаций ПВР подстилающей поверхности (помехи) в секторе $30^\circ \times 500$ м (1 элемент разрешения), ОСП ≥ 25 дБ.

В качестве цели использовались уголки отражатели (УО1 с ЭПР 39,75 м², УО2 с ЭПР 198,66 м²) по 80 реализаций на каждый ракурс (шаг 5° по азимуту, $\pm 45^\circ$), фиксированный угол места = 0° . Автомобили (А1 – снегоочиститель, А2 – заправщик), аналогично УО, дополнительно – 5° по углу места (-5° – $+5^\circ$).

На рис. 1 приведены результаты обнаружения при регуляризации по Тихонову и спектральной усадке (ROC) при обнаружении УО1.

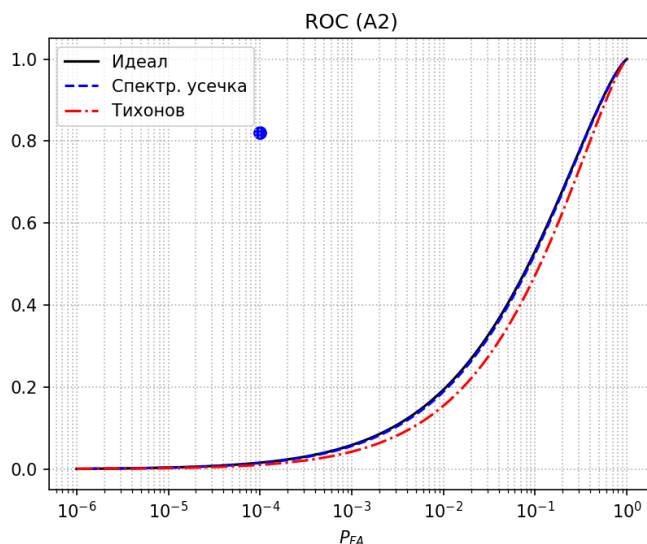


Рис. 1. Результаты обнаружения
Fig. 1. Detection results

Сплошная линия – теоретическая. Пунктирная линия – для различных методов. Разрыв между спектральной усечкой $P_D = 0,82$ и методом Тихонова $P_D = 0,64$ составляет 18 %.

На рис. 2 приведены полученные вероятности правильного обнаружения $P_D(P_{FA})$ при различных заданных ошибках первого рода для всех четырех объектов при спектральной усечке.

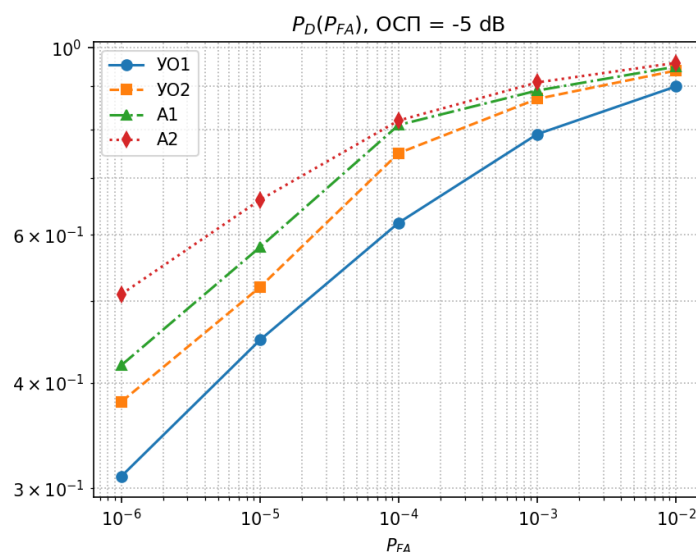


Рис. 2. Результаты обнаружения объектов при спектральной усечке
Fig. 2. Results of object detection during spectral truncation

Видно, что для YO2 и A2 кривые почти совпадают (разница $< 0,03$), что говорит о схожести их поляризационных свойств.

С использованием экспериментальных данных были получены оценки влияния технических параметров приемных трактов РЛС на характеристики обнаружения.

В качестве технических параметров были выбраны:

δ_a – амплитудный разбаланс приемных каналов;

δ_ϕ – фазовый разбаланс приемных каналов;

ρ – развязка по поляризации;

β – шум АЦП.

На рис. 3 приведены зависимости P_D при ошибке первого рода 10^{-4} от технических параметров трактов при обнаружении объекта А2.

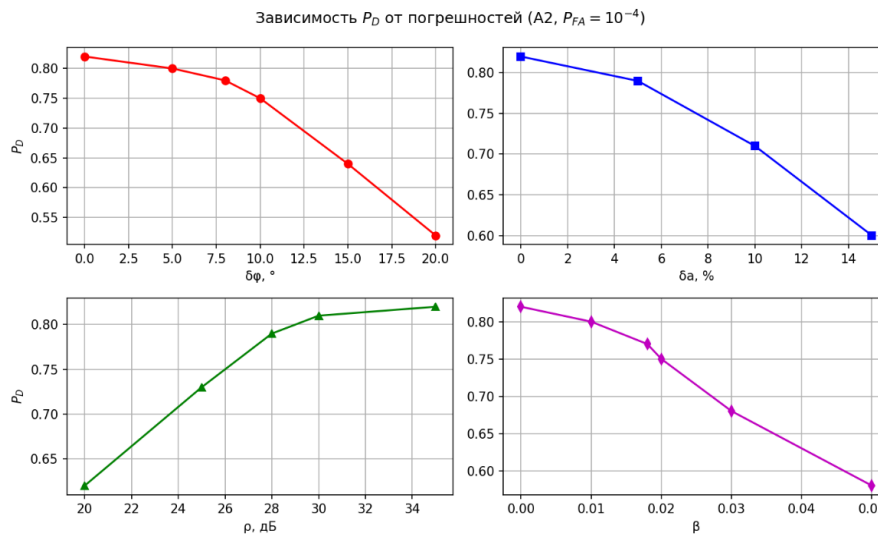


Рис. 3. Зависимость P_D от технических параметров приемных трактов
Fig. 3. P_D dependence on the technical parameters of the receiving paths

Приемлемые показатели качества обнаружения объектов получаются при: $\delta a < 5\%$ (амплитудный разбаланс); $\delta\varphi < 8\%$ (фазовый разбаланс); $\rho > 30$ дБ (развязка по поляризации); $\beta < 0,01$ (шум АЦП).

Заключение

Разработано решающее правило обнаружения объектов на фоне помех (подстилающей поверхности) с использованием критерия Неймана – Пирсона.

Рассмотрены варианты выбора весов многочастотного сигнала при субполосном представлении сигналов.

Рассмотрены варианты регуляризации плохо обусловленных ковариационно-поляризационных матриц. Наиболее предпочтительным является метод спектральной усечки.

С использованием экспериментальных данных получены показатели качества обнаружения различных объектов на фоне помех (подстилающей поверхности).

На основе проведенных экспериментальных исследований получены оценки влияния технических параметров приемных трактов РЛС на показатели качества обнаружения.

Список литературы

- Бакулев П.А. 2004. Радиолокационные системы. М.: Радиотехника, 320.
- Жиляков Е.Г. 2015. Оптимальные субполосные методы анализа и синтеза сигналов конечной длительности. *Автоматика и телемеханика*, 4: 51–66.
- Жиляков Е.Г., Олейник И.И., Попов А.Н., Тетерин Д.П., Яшин А.Г., Харитонов А.Ю. 2022. Субполосный способ радиолокационного обнаружения малоразмерных беспилотных летательных аппаратов. Патент 2765272 РФ: МПК G01S 13/52 (2006.01), G01S 13/66 (2006.01), № 2021102659, опубликован 27.01.2022; Бюл. № 3.
- Диккуль О.Д., Новоченко Ю.П., Олейник И.И. 2007. Многоальтернативные решения задач выбора класса принадлежности радиолокационных объектов для систем с поляризационным зондированием. *Научные ведомости БелГУ. Сер. Информатика. Прикладная математика. Управление*, 7(38), 4: 197–206.
- Жиляков Е.Г., Белов С.П., Олейник И.И., Романькова Т.С. 2018. Обработка сигналов в линейных системах. *Наука. Инновации. Технологии*, 2: 35–48.

- Олейник И.И. 2020. Представление сигналов при обработке информации в малобазовой поляризационной измерительной системе. *Экономика. Информатика*, 47(2): 422–431.
- Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. 1986. Статистическая теория распознавания образов. М.: Радио и связь, 264 с.
- Allen R.L., Mills D.W. 2004. Signal analysis. Time, frequency, scale, and structure. IEEE Press, Wiley-Interscience, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 246.
- Breiman L. 1996. Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24(2): 123–140.
- Calude C.S., Longo G. 2017. The Deluge of Spurious Correlations in Big Data. *Foundations of Science*, 22: 595–612.
- Kay S.M. 1993. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 595.
- Van Trees H.L., Bell K.L. 2013. Detection, Estimation, and Modulation Theory. Part I. 2nd ed. Hoboken, NJ: Wiley, 1176.

References

- Bakulev, P.A. 2004. Radar Systems. Moscow: Radiotekhnika, 320.
- Zhilyakov E.G. 2015. Optimal Subband Methods of Finite-Duration Signals Analysis and Synthesis. *Automation and Remote Control*, 4: 51–66.
- Zhilyakov E.G., Oleynik I.I., Popov A.N., Teterin D.P., Yashin A.G., Kharitonov A.Yu. 2022. Subband method of radar detection of small unmanned aerial vehicles. Patent 2765272 of the Russian Federation: IPC G01S 13/52 (2006.01), G01S 13/66 (2006.01), No. 2021102659, published on 27.01.2022; Bulletin No. 3.
- Dikul O.D., Novochenko Yu.P., Oleynik I.I. 2007. Multialternative solutions of the problems of the class of belonging of radar objects for systems with polarization probing. *Scientific statements of BelGU. Ser. Informatics. Applied mathematics. Management*, 7(38), 4: 197–206.
- Zhilyakov E.G., Belov S.P., Oleynik I.I., Romankova T.S. 2018. Signal Processing in Linear Systems. *Science. Innovations. Technologies*, 2: 35–48.
- Oleynik I.I. 2020. Signal representation in information processing in a low-base polarization measurement system. *Economics. Information technologies*, 47(2): 422–431.
- Fomin Ya.A., Tarlovsky G.R. 1986. Statistical Theory of Pattern Recognition. Moscow: Radio and Communications, 264.
- Allen R.L., Mills D.W. 2004. Signal analysis. Time, frequency, scale, and structure. IEEE Press, Wiley-Interscience, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 246.
- Breiman L. 1996. Bagging Predictors. *Machine Learning*, 24(2): 123–140.
- Calude C.S., Longo G. 2017. The Deluge of Spurious Correlations in Big Data. *Foundations of Science*, 22: 595–612.
- Kay S.M. 1993. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 595.
- Van Trees H.L., Bell K.L. 2013. Detection, Estimation, and Modulation Theory. Part I. 2nd ed. Hoboken, NJ: Wiley, 1176.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 09.10.2025

Поступила после рецензирования 28.11.2025

Принята к публикации 02.12.2025

Received October 09, 2025

Revised November 28, 2025

Accepted December 02, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Оришук Сергей Григорьевич, кандидат технических наук, заместитель начальника управления, АО «Корпорация «Фазотрон-НИИР», г. Москва, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Sergey G. Orishchuk, Candidate of Technical Sciences, Deputy Head of the Department, JSC “Phazotron-NIIR Corporation”, Moscow, Russia



Олейник Иван Иванович, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

Ivan I. Oleynik, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

Урсол Денис Владимирович, кандидат технических наук, доцент кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

Denis V. Ursol, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

Федоров Павел Александрович, генеральный директор ООО СНОиИТ, г. Обнинск, Калужская область, Россия

Pavel A. Fedorov, CEO of Limited Liability Company “Systems on Nod Observation and Information Technologies”, Obninsk, Kaluga region, Russia

Орищук Григорий Сергеевич, инженер второй категории, АО «Особое конструкторское бюро МЭИ», г. Москва, Россия

Grigory S. Orishchuk, Engineer of the Second Category, JSC “Special Design Bureau of MPEI”, Moscow, Russia