УДК 621.396 DOI: https://doi.org/10.34680/2076-8052.2021.2(123).71-75

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ СИГНАЛОВ НА ФОНЕ ПОМЕХ В МНОГОЧАСТОТНОЙ РЛС

М.Ю.Кузнецов, А.А.Шаталов, В.А.Шаталова

ADAPTIVE SIGNAL RECOGNITION ALGORITHM IN MULTI-FREQUENCY RADARS AGAINST BACKGROUND NOISE

M.Y.Kuznetsov, A.A.Shatalov, V.A.Shatalova

Военно-космическая академия имени А.Ф.Можайского, Санкт-Петербург, vka@mil.ru

Рассматривается постановка и решение задачи автоматического распознавания образов целей по оценкам их импульсных характеристик, полученным в результате цифровой адаптивной обработки принимаемого случайного процесса, выполняемой в многочастотной РЛС с одновременным излучением сигналов с различными несущими частотами, в условиях параметрической априорной неопределенности статистических характеристик. Предполагается, что сигнал представляет собой отклик фильтра с конечной импульсной характеристикой (КИХ) или бесконечной импульсной характеристикой (БИХ), принимаемый вместе с шумом. При этом считается, что число полюсов и нулей системной функции априори неизвестно и в процессе автоматического распознавания должно быть оценено по выборкам входного случайного процесса. В соответствии с этим условием и выполняется оценивание весовых коэффициентов и число полюсов и нулей системной функции фильтра и ее КИХ или БИХ составляющих.

Ключевые слова: многочастотные РЛС с одновременным излучением сигналов с различными частотами, ранг случайного авторегрессионного, скользящего среднего, а также смешанного СПр

Для цитирования: Кузнецов М.Ю., Шаталов А.А., Шаталова В.А. Адаптивный алгоритм распознавания сигналов на фоне помех в многочастотной РЛС // Вестник НовГУ. Сер.: Технические науки. 2021. №2(123). С.71-75. DOI: https://doi.org/10.34680/2076-8052.2021.2(123).71-75

The formulation and solution of the problem of automatic recognition of target images by estimates of their impulse response (IR) is considered. These IR are obtained as a result of digital adaptive processing of the received random process (RP) in a multifrequency radar with simultaneous emission of signals with different carrier frequencies in conditions of parametric a priori uncertainty of statistical characteristics (SC). The received signal is the response of a finite impulse response (FIR) or infinite impulse response (IIR) filter against a background noise. It is assumed that the number of poles and zeros of the system function is a priori unknown and in the process of automatic recognition should be estimated from the samples of the input RP. In accordance with this condition, the weighting coefficients and the number of poles and zeros of the system filter function and its FIR or IIR components are estimated.

Keywords: multi-frequency radar with simultaneous emission of signals with different frequencies, rank of random autoregressive, moving average, and mixed RP

For citation: Kuznetsov M.Y., Shatalov A.A., Shatalova V.A. Adaptive signal recognition algorithm in multi-frequency radars against background noise // Vestnik NovSU. Issue: Engineering Sciences. 2021. №2(123). P.71-75. DOI: https://doi.org/10.34680/2076-8052.2021.2(123).71-75

Введение

Постановка и решение задачи распознавания сигналов, принимаемых от целей на фоне белого гауссовского шума (БГШ), рассмотрены в отечественной и зарубежной литературе [1,2] применительно к узкополосным, многочастотным и широкополосным РЛС.

Появление более совершенных многочастотных РЛС с одновременным излучением сигналов с различными несущими частотами и быстрой перестройкой частоты, обладающих существенными преимуществами в области обработки сигналов по сравнению с узкополосными РЛС, позволило разработать ряд эффективных алгоритмов распознавания сигналов, принимаемых на фоне помех. К их числу относятся методы спектрального оценивания, методы, использующие импульсные характеристики (ИХ) и передаточную функцию распознавания объекта, методы, применяющие для распознавания собственные резонансы целей при облучении их сигналами с несколькими частотами, и ряд других [1,2]. При этом отмечается, что основными проблемами при использовании параметрических методов обработки сигналов являются выбор порядка используемого метода, а также исследование устойчивости метода по отношению к уровню шума, искажающего рассматриваемый сигнал. Важным вопросом является правильный выбор числа главных сингулярных чисел при использовании процедуры сингулярного разложения данных. Решение всех этих проблем не имеет однозначного и простого набора рекомендаций, а зависит от конкретной решаемой задачи, что создает немалые трудности при интерпретации результатов оценки параметров сигналов.

Целью работы является создание адаптивного алгоритма распознавания сигналов, основанного на оценивании весовых коэффициентов и числа полюсов и нулей системной функции фильтра и ее КИХ или БИХ составляющих, применительно к многочастотным РЛС с ФАР, в которых используется одновременное излучение сигналов с различными несущими частотами и анализ их работы в условиях параметрической априорной неопределенности. Интерес к распознаванию принимаемых сигналов в многочастотных РЛС объясняется необходимостью создания усовершенствованных схем распознавания целей, оснащенных современными защитными покрытиями.

Системные характеристики линейных систем и модель рассеяния электромагнитного поля радиолокационных целей

В результате электромагнитного взаимодействия зондирующего сигнала с поверхностью радиолокационной цели формируется рассеянное электромагнитное поле, часть которого распространяется в направлении приемной ФАР. Это поле несет в себе всю доступную информацию о цели, которую можно выделить с помощью соответствующей обработки принятого сигнала. При этом под временной характеристикой рассеяния цели понимают так называемую ИХ объекта, являющуюся реакцией на электромагнитное возбуждение, имеющее форму и свойства δ-функции. На практике воздействие имеет конечную длительность и определенную форму, поэтому временная зависимость реакции объекта несет в себе не только информацию об ИХ, но и о форме возбуждающего сигнала.

Реальные объекты не могут быть эффективно и в большинстве случаев точно смоделированы в цифровой форме. Поэтому для извлечения из измеренных данных информации об ИХ обычно используют алгоритмы цифровой обработки. Модель отклика радиолокационной цели $s[n]$ в дискретном времени при наличии шума $w[n]$ имеет вид [3]:

$$\xi[n] = s[n] + w[n] =$$

$$= \sum_{k=1}^{l} a_k \exp(-\alpha_k n T_0)\cos(2\pi f_k n T_0 + \varphi_k) + w(n), \quad (1)$$

где $n = 0,1,...,N-1$ — номера отсчетов сигнала $\xi[n]$, N — число отсчетов данных; l — число гармонических составляющих сигнала; $w(n)$ — отсчеты шума; A_k, α_k, f_k и φ_k — значения амплитуд, коэффициентов затухания, частот и начальных фаз компонент сигнала соответственно; T_0 — период дискретизации.

Полюса $z_k = \exp(\alpha_k + j2\pi f_k)T_0$ и вычеты $b_k = A_k \exp(j\varphi_k)$ существуют комплексно-сопряженными парами, поскольку значения отсчетов сигнала — действительные числа.

Рассмотрим частный случай выражения (1) зависимости (отклика цели) $h(t,\theta)$ от угла наблюдения θ [2,4]:

$$h(t,\theta) = \sum_{k=1}^{l} A_k(\theta)\exp\{f_k[t_k] + v(t)\}, \quad (2)$$

где l — число собственных типов колебаний в отклике, $A_m(\theta)$ — комплексные коэффициенты, зависящие от интенсивности собственных типов колебаний в отклике, определяемые ориентацией цели и автокорреляционной функцией отклика, f_m — k-я собственная резонансная частота, соответствующая полюсам комплексной плоскости, $v[t]$ — шум.

При фиксированном θ выражение (2) по форме напоминает скалярный случайный процесс (СПр) авторегрессии (АР), широко используемый в анализе временных рядов.

Сигнал от датчика, поступающий на обработку в многочастотную РЛС, содержит информацию о спектре отраженного излучения, поэтому вычисление коэффициентов фильтра по корреляционным соотношениям упрощается.

Алгоритм идентификации ИХ объекта в условиях априорной неопределенности статистических характеристик

Будем считать, что с выхода ФАР на устройство распознавания поступает СПр ξ_n с полностью известными статистическими характеристиками (СХ), значения которого удовлетворяют уравнению авторегрессии

$$\xi_n = \sum_{k=1}^{l} a_k \xi_{n-k} + w_n = \vec{\mathbf{a}}^* \vec{\xi}_n + w_n, \quad (3)$$

где $\vec{\mathbf{a}}^T = (a_1,...,a_l)$ и $\vec{\xi}^T = (\xi_{n-1},...,\xi_{n-l})$ — векторы комплексных весовых коэффициентов и выборок СПр s_n, w_n — независимые выборки СПр шума удовлетворяют условиям $\mathrm{M}[w_n] = 0$, $\mathrm{M}\left[|w_n|^2\right] = \sigma_w^2$, $\mathrm{M}\left[w_i w_j^*\right] = 0$, $\forall i \neq j$, $\mathrm{M}[\cdot]$ — означает операцию вычисления математического ожидания (МО) от выражения в квадратных скобках. Предполагается, что СПр w_n имеет постоянную спектральную плотность мощности в полосе частот рассматриваемого сигнала от цели, что соответствует СПр БГШ, а величина l известна.

Для оценивания вектора весовых коэффициентов $\vec{\mathbf{a}}$ воспользуемся критерием минимума среднего квадрата ошибки (СКО), в соответствии с которым $\mathrm{M}\left[|s_n - \hat{s}_n|^2\right] \to \min$. Обращаясь к (3), замечаем, что $\hat{s}_n = \sum_{k=1}^{l} a_k \xi_{n-k} = \vec{\mathbf{a}}^* \vec{\xi}_n$ — является оценкой s_n по всем предыдущим значениям s_k, полученным на интервале $k = \overline{n-1, n-l}$ до момента n. Таким образом, $\varepsilon_n = s_n - \vec{\mathbf{a}}^* \vec{\xi}_n$ и $\mathrm{M}\left[|s_n - \hat{s}_n|^2\right] = \mathrm{M}\left[|s_n - \vec{\mathbf{a}}^* \vec{\xi}_n|\right] =$ $= \mathrm{M}\left[|s_n|^2\right] - 2\vec{\mathbf{a}}^* \mathrm{M}\left[\vec{\xi}_n s_n^*\right] + \vec{\mathbf{a}}^* \mathrm{M}\left[\vec{\xi}_n \vec{\xi}_n^*\right]\vec{\mathbf{a}}$.

В соответствии с критерием минимума СКО ошибка ε_n может быть минимизирована выбором соответствующего вектора $\vec{\mathbf{a}}_0$ коэффициентов a_i:

$$\vec{\mathbf{a}}_0 = \mathbf{K}_{\xi n}^{-1} \vec{\mathbf{P}}_{\xi s}, \quad (4)$$

где $\vec{\mathbf{P}}_{\xi s} = \mathrm{M}\left[\vec{\xi}_n s_n^*\right]$, $\mathbf{K}_{\xi n} = \mathrm{M}\left[\vec{\xi}_n \vec{\xi}_n^*\right]$ — тёплицева матрица, $\mathbf{K}_{\xi n}^{-1}\mathbf{K}_{\xi n} = \mathbf{K}_{\xi n}\mathbf{K}_{\xi n}^{-1} = \mathbf{I}$, $\mathbf{I}$ — единичная матрица.

В реальных условиях работы РЛС значения $\vec{\mathbf{P}}_{\xi s}$ и $\mathbf{K}_{\xi n}$ априори неизвестны и должны быть заменены соответствующими оценками $\hat{\vec{\mathbf{P}}}_{\xi s}$ и $\hat{\mathbf{K}}_{\xi n}$, полученными по обучающим выборкам. Получить оценку $\hat{\vec{\mathbf{P}}}_{\xi s}$ можно только в случае, если в распоряжении имеются выборки сигнальной составляющей s_n, что не соответствует действительности. Поэтому необходимо искать иное решение, которое позволило бы получить приемлемые результаты.

Такое решение может быть получено на основании теории обновляющих процессов [3] и соответствующих ей предположений. Применительно к рассматриваемой выше модели входного СПр ξ_n предполагается, что $\xi_n = s_n + w_n = \hat{s}_n + \hat{w}_n$, и

$$\mathrm{M}\left[s_j w_k^*\right] = 0, \forall j > k, \quad \mathrm{M}\left[\varepsilon_j \xi_k^*\right] = 0, \forall j > k. \qquad (5)$$

В [3] показано, что ошибка ε_n в указанном случае соответствует СПр БГШ, который может быть представлен как обновляющий СП ν_n. Поэтому, записывая выражение (4) в виде:

$$\nu_n = \xi_n - \sum_{k=1}^{l} \hat{a}_k \xi_{n-k} = \xi_n - \hat{\vec{\mathbf{a}}}^* \vec{\xi}_n = \hat{\vec{\mathbf{a}}}_0^* \vec{\xi}_n = w_n + \varepsilon_n, \qquad (6)$$

где $\hat{\vec{\mathbf{a}}}_0^T = (1, -a_1, -a_2, ..., a_l), \vec{\xi}_n^T = (\xi_n, \xi_{n-1}, ..., \xi_{n-l})$, можно определить так называемый «выбеливающий фильтр», который состоит из фильтра — оценивателя и вычитателя.

В данном случае нет необходимости в знании s_n, а достаточно выполнения условия (5). Тогда, используя (4) и (5), умножая слева обе части (6) на $\vec{\xi}_n^*$ и вычисляя МО от обеих частей полученного уравнения, находим:

$$\vec{\mathbf{P}}_0^* = \hat{\vec{\mathbf{a}}}_0^* \mathbf{K}_{\xi 0 n}, \qquad (7)$$

где $\vec{\mathbf{P}}_0^* = \mathrm{M}\left[\nu_n \vec{\xi}_n^*\right] = \left[\mathrm{M}(\nu_n \xi_n^*), \mathrm{M}(\nu_n \xi_{n-1}^*), ..., \mathrm{M}(\nu_n \xi_{n-l}^*)\right] = \left[\mathrm{M}(\nu_n \xi_n^*), 0, 0, ..., 0\right]$, $\mathbf{K}_{\xi 0 n} = \mathrm{M}\left[\vec{\xi}_n \vec{\xi}_n^*\right]$.

Решение уравнения регрессии (7) относительно $\vec{\mathbf{a}}_0^*$ дает следующий результат:

$$\vec{\mathbf{a}}_0^* = \mathbf{P}_0^* \mathbf{K}_{\xi 0 n}^{-1}. \qquad (8)$$

В гауссовском случае (при параметрической априорной неопределенности числовых характеристик распределения вероятностей) значения $\vec{\mathbf{P}}_0^*$ и $\mathbf{K}_{\xi 0 n}$ неизвестны и заменяются оценками максимального правдоподобия $\hat{\vec{\mathbf{P}}}_0^*$ и $\hat{\mathbf{K}}_{\xi 0 n}$, определяемыми выражениями:

$$\hat{\mathbf{K}}_{\xi 0 n} = \chi^{-1} \sum_{i=1}^{\chi} \vec{\xi}_i \vec{\xi}_i^*, \quad \hat{\vec{\mathbf{P}}}_{\xi s} = \chi^{-1} \sum_{i=1}^{\chi} \vec{\xi}_i s_i, \quad \chi > l. \qquad (9)$$

Следует отметить, что наряду с применением оценок (9) могут использоваться итеративные алгоритмы стохастической аппроксимации и непосредственного обращения выборочной матрицы.

Подстановка (9) в (8) позволяет найти оценку вектора $\hat{\vec{\mathbf{a}}}_0^*$ коэффициентов. При этом точность оценки зависит от отношения сигнал — шум по каждой из выборок. Естественно ожидать, что увеличения отношения сигнал — шум можно добиться путем накопления пачечного сигнала и использования нескольких пачек сигнала.

Кроме этого, уменьшить влияние шумов при оценке корреляционной матрицы можно следующими тремя способами [2]:

1) повышением мощности зондирующих импульсов путем введения внутриимпульсной ЛЧМ или ЧМ более высоких порядков с последующим сжатием эхо-сигналов в согласованном фильтре;

2) увеличением длительности пачки импульсов, облучающих цель;

3) многократным периодическим повторением зондирующего сигнала и усреднением выборок до вычисления корреляционной матрицы.

При этом время усреднения ограничивается изменением угла визирования цели θ по времени. Оценить число собственных резонансов цели l в (6), равных сумме больших собственных чисел ковариационной матрицы $\hat{\mathbf{K}}_{\xi 0 n}$, можно в результате выполнения унитарного преобразования $\hat{\mathbf{K}}_{\xi 0 n} = \hat{\mathbf{U}} \cdot \hat{\mathbf{\Lambda}} \cdot \hat{\mathbf{U}}^*$, где $\hat{\mathbf{U}}$ — матрица собственных векторов, $\hat{\mathbf{\Lambda}}$ — матрица собственных чисел. Число выборок k при этом должно выбираться из условия $k > l$.

Поиск собственных чисел $\hat{\mathbf{\Lambda}}$ и собственных векторов $\bar{\mathbf{U}}$ оценки ковариационной матрицы $\hat{\mathbf{K}}_{\xi 0 n}$ можно выполнить одним из хорошо известных методов [5]. К ним относятся метод вращений, метод биекций, *QR*-алгоритм и ряд других. Для получения оценок собственных чисел и собственных векторов необходимо использовать итерационный подход, при котором на каждой итерации уменьшается величина внедиагональных элементов матрицы. В [5] показано, что, например, на каждое собственное значение в *QR*-алгоритме требуется пять итераций, на каждый собственный вектор в обратных итерациях необходимо три итерации, для реализации метода вращения требуется шесть циклов. При этом вычисления должны выполняться с двойной точностью.

Алгоритм оценивания числа полюсов и нулей системной функции

Решения систем уравнений (7) и (11) предполагают, что длина ИХ l известна. Для разных объектов эта величина может быть различной и поэтому для получения решения требуется оценить величину $\hat{l}$, используя методы проверки статистических гипотез. Предлагаем следующий алгоритм оценки величины l.

Сформулируем гипотезы относительно l по следующему правилу:

$$H_i: \ \xi_{in} = \sum_{k=1}^{i} a_k \xi_{n-k} + w_n; \ l + 1 > i \geq 1. \qquad (10)$$

В такой постановке оценка l сводится к решению задачи многоальтернативного обнаружения, в соответствии с которой необходимо сформировать

$i(i-1)/2$ отношений правдоподобия (или их логарифмов):

$$\Lambda_{ij} = \frac{p(\xi_n|H_i)}{p(\xi_n|H_j)} \gtrless \gamma_{ij}, \quad \forall i, j = \overline{1,\rho}, \quad \forall i \neq j, \tag{11}$$

сравнить их с соответствующими порогами и между собой и выбрать наибольшее по величине. Соответствующая ему величина $\hat{l}$ будет принята за оценку числа l.

В гауссовском случае, вводя промежуточную гипотезу H_0: $\xi_n = w_n$, можно перейти к двухэтапной процедуре проверки статистических гипотез. На первом этапе проверять ρ гипотез H_i, $i = \overline{1,\rho}$ против альтернативы, что истинна гипотеза H_0. На втором этапе осуществлять сравнение полученных отношений правдоподобия между собой и выбрать наибольшее

$$\ln \Lambda_{ij} = \frac{1}{\sigma_0^2}\left[\vec{\xi}^* \mathbf{H}_i \vec{\xi} - \vec{\xi}^* \mathbf{H}_j \vec{\xi}\right] = \frac{1}{\sigma_0^2}\left[\vec{\xi}^* \hat{\vec{\mathbf{s}}}_i - \vec{\xi}^* \hat{\vec{\mathbf{s}}}_j\right] \gtrless 0, \tag{12}$$

где σ_0^2 — дисперсия БГШ, $\mathbf{H}_i$ и $\mathbf{H}_j$ — циклические (ганкелевы) матрицы размера $i \times i$ и $j \times j$, $\hat{\vec{\mathbf{s}}}_i = \mathbf{H}_i \vec{\xi}$ и $\hat{\vec{\mathbf{s}}}_j = \mathbf{H}_j \vec{\xi}$ — оценки, формируемые на выходе оптимального приемника в виде оценивателя-коррелятора [6].

Возможны и другие канонические реализации оптимальных приемников, описанные в [7].

В [7] показано, что ковариационная матрица оценки сигнала $\mathbf{K}_{\hat{S}i} = \mathrm{M}\left[\hat{\vec{s}}_i \hat{\vec{s}}_i^*\right]$ имеет ранг, равный рангу ковариационной матрицы $\mathbf{K}_{Si} = \mathrm{M}\left[\vec{s}_i \vec{s}_i^*\right]$. Это позволяет использовать процедуру Грамма—Шмидта для оценки ранга p неизвестной матрицы $\mathbf{K}_{Si}$ в случае приема сигнала в условиях параметрической априорной неопределенности числовых характеристик входного СПр.

На практике отсчеты данных искажены аддитивным шумом наблюдения, что приводит к ухудшению характеристик и разрешения СП АР и спектральных оценок. Считается, что это ухудшение обусловлено тем, что используемая при спектральном анализе модель только с одними полюсами при наличии шума наблюдения оказывается уже непригодной. Поэтому вместо СП АР необходимо использовать более сложную модель авторегрессии — скользящего среднего (АРСС)

$$\xi_n = -\sum_{k=1}^{l} a_k \xi_{n-k} + \sum_{k=0}^{\rho} b_k \nu_{n-k} = -\vec{\mathbf{a}}_0^* \vec{\xi} + \vec{\mathbf{b}}_0^* \vec{\mathbf{v}}, \tag{13}$$

где ν_n — СПр БГШ.

В работе [7] оценивание весовых коэффициентов выполняется для многомерного СПр $\vec{\xi}_n$ АРСС в реальном масштабе времени при фиксированных значениях l. Процедура оценки выполняется двумя последовательно включенными фильтрами. Первый из них является трансверсальным КИХ, а второй — рекурсивным БИХ фильтрами.

Величина z_n формируется с помощью трансверсального фильтра

$$z_n = \xi_n + \sum_{k=1}^{l} a_k \xi_{n-k} = \xi_n + \vec{\mathbf{a}}^* \vec{\mathbf{v}}_{n-1}. \tag{14}$$

Вектор оптимальных весовых коэффициентов такого фильтра $\vec{\mathbf{a}}_0$ определяется аналогично (8) как решение уравнения регрессии (7). Для оценивания вектора весовых коэффициентов фильтра $\vec{\mathbf{b}}_0$, определяемых суммой в правой части формулы (13), можно использовать метод Ньютона [7]. При неизвестных корреляционных характеристиках процесса z_n определяют выборочные оценки максимального правдоподобия и используют их в алгоритме (13).

Если l неизвестно, то для его оценивания необходимо осуществить проверку гипотез о числе l, $i = \overline{0, l+1}$. С этой целью для $\forall i = \overline{1, l+1}$ достаточно выполнять, например, проверку гипотез о равенстве нулю некоторых коэффициентов регрессии, принадлежащих текущему значению i. Если среди элементов вектора $\vec{\mathbf{l}}_0$ отсутствуют нулевые элементы, то процедура должна продолжаться до появления хотя бы одного нулевого элемента.

Параллельно с проверкой гипотез о l должна выполняться оценка $\vec{\mathbf{a}}_{0i}$ $\forall i = \overline{1, l+1}$.

На выходах фильтра устанавливается решающее устройство, которое реализует алгоритм (13)-(14). Устройство выполняет адаптивную обработку в соответствии с алгоритмом, описанным в [7].

Реализация предложенного алгоритма может осуществляться программным путем на основе спецпроцессора ЦОС.

Заключение

Предложенные в работе оптимальные процедуры оценивания ранга сигнальной составляющей $\vec{\mathbf{s}}_n$ СП $\vec{\xi}_n$ сравнительно просто реализуются с помощью специально созданных адаптивных алгоритмов цифровой обработки, обладают высокой эффективностью и могут быть использованы при решении задач разрешения точечных объектов и распознавания образов по их ИХ.

Применение предварительной адаптивной винеровской фильтрации позволяет существенно улучшить характеристики предложенного алгоритма и избавиться от ограничений, указанных выше [7].

1. Небабин В.Г., Сергеев В.В. Методы и техника радиолокационного распознавания. М.: Радио и связь, 1984. 152 с.
2. Радиоэлектронные системы. Основы построения и теория. Справочник. Изд.2-е, переработанное и доп. / Под редакцией Я.Д.Ширмана, М.: Радиотехника, 2007. 512 с.
3. Марпл-мл. С.Р. Цифровой спектральный анализ и его приложения / Пер.с англ. М.: Мир, 1990. 584 с.
4. Розанов Ю.А. Теория обновляющих процессов. М.: Наука, 1974. 128 с.
5. Уилкинсон Дж.Х. Алгебраическая проблема собственных значений. М.: Наука, 1970. 564 с.

6. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Т.3. Обработка сигналов в радио и гидролокации и прием случайных гауссовых сигналов на фоне помех / Пер с англ.; под ред. В.Т.Горяинова. М.: Сов. радио, 1977. 664 с.
7. Давыдов В.С., Лукошкин А.П., Шаталов А.А., Ястребков А.Б. Радиолокация сложных целей. Разрешение и распознавание. СПб.: Янис, 1993. 280 с.

References

1. Nebabin V.G., Sergeyev V.V. Metody i tekhnika radiolokatsionnogo raspoznavaniya. [Methods and techniques of radar recognition]. Moscow, Radio i svyaz Publ., 1984, 152 p.
2. Radioelektronnyye sistemy. Osnovy postroyeniya i teoriya. [Electronic systems. Basics of construction and theory]. Moscow, Radiotekhnika Publ., 2007, 512 p.
3. Marple Jr. S.R. Digital Spectral Analysis: With Applications/Disk,Pc/MS Dos/IBM/Pc/at (Prentice Hall Signal Processing Series). Prentice Hall, 1987, 492 p. (Rus. ed.: Tsifrovoy spektralnyy analiz i yego prilozheniya. Moscow, Mir Publ., 1990, 584 p.).
4. Yu.A. Rozanov Teoriya obnovlyayushchikh protsessov [The theory of renewal processes]. Moscow, Nauka Publ., 1974, 128 p.
5. Wilkinson J.H. *The Algebraic Eigenvalue Problem.* Monograph on Numerical Analysis. Clarendon Press, Oxford, 1965, 662pp. (Rus.ed.: Algebraicheskaya problema sobstvennykh znacheniy. Moscow, Nauka, 1970, 564 p.).
6. Van Trees H. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part III: Radar-Sonar Signal Processing and Gaussian Signals in Noise. New York, Wiley, 1972. (Rus. ed.: Teoriya obnaruzheniya, otsenok i modulyatsii. t.3. Obrabotka signalov v radio i gidrolokatsii i priyem sluchaynykh gaussovykh signalov na fone pomekh. Moscow, Sov. Radio Publ., 1977, 664 p.).
7. Davydov V.S., Lukoshkin A.P., Shatalov A.A. et al. Radiolokatsiya slozhnykh tseley. Razresheniye i raspoznavaniye [Radar of complex targets. Resolution and recognition]. Saint Petersburg, Yanis Publ., 1993. 280 p.