

Информативные параметры сигналов в дистанционных стробах в импульсных локахторах

77-30569/342529

04, апрель 2012

Павлов Г. Л., Хохлов В. К.

УДК 621.396.96

МГТУ им. Н.Э. Баумана
gregory-l-pavlov@yandex.ru
khokhlov2010@yandex.ru

Введение

Импульсные радиолокаторы (ИЛ) осуществляют обнаружение, распознавание и пеленгацию объектов, выдачу информации о параметрах их движения и координатах, которая используется для управления наиболее важными параметрами систем.

Спецификой ИЛ, особенно в ближней локации (БЛ), является априорная неопределенность, существенная нестационарность случайных входных сигналов, ограниченное время обработки информации, отсутствие полной аналитической модели процессов. Случайные сигналы на входе и помехи имеют большой динамический диапазон амплитудных и временных характеристик. Информативные параметры сигналов являются нецентрированными случайными величинами, для которых математические ожидания априорно неизвестны, и оценить их по нестационарной реализации не представляется возможным. Отмеченная специфика входных сигналов ИС БЛ не позволяет использовать известные корреляционные методы обработки сигналов, которые оперируют центрированными параметрами сигналов.

Для повышения помехоустойчивости ИЛ при работе на фоне активных и пассивных помех в существующих системах используется селекция сигналов по положению и длительности сигналов в дистанционных стробах, что не позволяет осуществлять обнаружение и распознавание сигналов на фоне помех.

В работе для решения задач обнаружения и распознавания сигналов от целей на фоне помех в дистанционных стробах импульсных локахторов обоснованы регрессионные и нейросетевые алгоритмы формирования областей принятия решений, использующие априорную информацию о начальных регрессионных характеристиках сигналов и помех.

Такие алгоритмы обработки сигналов могут быть использованы для построения новых классов ИЛ.

Постановка задачи

Положение и форма отраженных импульсов в дистанционных стробах импульсных локаторов несут информацию о дальности до объектов и пространственно-геометрических характеристиках целей и помех [1, 2]. Статистические характеристики видеосигналов могут использоваться для оценки дальности до локализованного объекта и повышения помехоустойчивости локаторов от активных и пассивных помех на основе решения задач распознавания и классификации целей и помех. Видеосигналы на выходах видеоусилителей представляют из себя нецентрированные случайные процессы, начальные корреляционные характеристики которых отражают информацию о положении и «форме» сигналов, и, следовательно, о типах объектов и помех [1, 2].

Выбор первичных признаков в задачах обнаружении, распознавания и классификации сигналов часто базируется на обобщенном спектральном анализе, который в свою очередь, опирается на теорию среднеквадратической аппроксимации непрерывных функций в априорно выбираемых базисах в гильбертовом пространстве. Задача значительно упрощается при использовании ортонормированных базисных функций. Частными случаями ортонормированных базисов с единичным весом являются базисы, дающие разложение функций в ряд Фурье и в ряд Котельникова.

Блок принятия решения для коротких зондирующих импульсов ИЛ в настоящее время реализуется, как правило, на основе дискретной или цифровой обработки сигналов, поэтому в качестве первичных признаков часто используются отсчеты сигналов в дискретном времени (по Котельникову) или дискретные числовые наборы.

Обоснование алгоритмов обработки сигналов в ИЛ.

В рассматриваемом случае, на основе теоремы Котельникова, каждую выборочную реализацию видеосигнала, ограниченную по спектру, целесообразно представлять в дискретном времени с шагом дискретизации по времени T .

На рисунке 1 представлена реализация нецентрированного сигнала в дистанционном стробе, длительностью $T_{\text{стр}}$.

$$t_{i+1} - t_i = T.$$

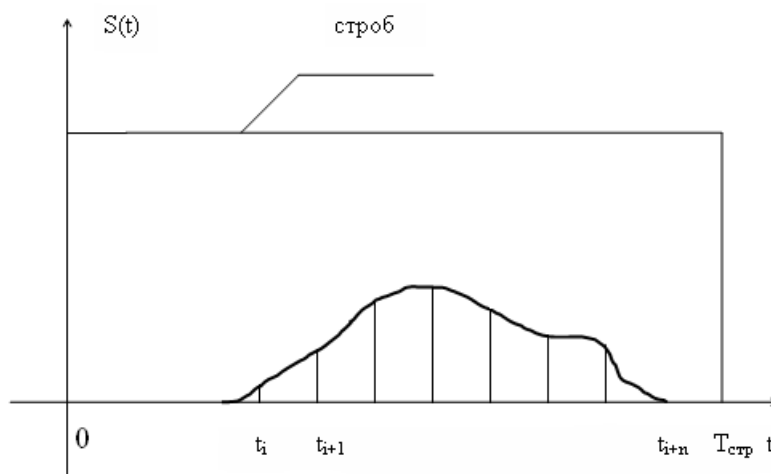


Рисунок 1 – Реализация сигнала в дистанционном стробе

В импульсных лоаторах ближней локации задачи по построению трактов принятия решения приходится решать условиях неизвестных математических ожиданий, оценка которых по одной принятой реализации (в одном стробе) также не представляется возможной. В этих условиях применение традиционных классических методов исследования статистических характеристик и выделения информативных признаков сигналов, оперирующих центральными моментами случайных величин и процессов, оказывается затруднительным.

В [1] показано, что в этих случаях наиболее наглядным и удобным оказывается применение аппарата начальных регрессионных характеристик, который позволяет решать поставленные задачи и в условиях вырожденности или плохой обусловленности данных при неизвестных математических ожиданиях и ковариационных матрицах.

Применение регрессионных или нейросетевых алгоритмов в ближней локации позволяет решать задачи обнаружения и распознавания при использовании в качестве признаков нецентрированных отсчетов реализаций сигналов [1].

В N -мерном пространстве ($N=T_{\text{стр}}/T$) ортогональных координат разложения по Котельникову каждая выборочная реализация будет представлена вектором, а сигнал некоторой областью. Регрессионные и нейросетевые алгоритмы позволяют формировать разделяющие границы и в случае обработки нецентрированных параметров сигналов.

Обозначим через S_i отсчет реализации сигнала в момент времени t_i $S(t_i) = S(iT)$, через x_i - оценку отсчета S_i .

Тогда для многомерного вектора

$$\mathbf{X}_m = \begin{pmatrix} x_i \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

матрица начальных корреляционных моментов будет записана как

$$\mathbf{K}_m = \begin{pmatrix} K_{i1} & \dots & K_{in} \\ K_{ni} & \dots & K_{nn} \end{pmatrix},$$

где: $K_{ik} = M[x_i x_k]$; M - оператор математического ожидания при усреднении по ансамблю реализаций сигнала от конкретного m – ного типа объекта на заданной дальности.

При реализации регрессионных систем [1] в качестве априорной информации используются коэффициенты множественной начальной регрессии одного отсчета случайной функции на $(n-i)$ остальных, т. е. для n -мерного вектора используется линейное преобразование вида

$$\hat{x}_i = \sum_{k=i+1}^{n-i} \beta_{ik} x_k.$$

Коэффициенты начальной регрессии β_{ik} определяются из условия минимума остаточной суммы квадратов регрессионного представления

$$\Psi \Psi^T = \Psi^T \Psi = M \left[\left(\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{B} \mathbf{X} \right) \left(\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{B} \mathbf{X} \right)^T \right],$$

где $\mathbf{B}$ – матрица коэффициентов регрессии.

Тогда коэффициенты начальной регрессии будут выражаться через начальные корреляционные моменты вектора входной реализации.

$$\beta_{ik} = -\frac{\Lambda_{ik}}{\Lambda_{ii}},$$

где: $\Lambda_{ik}, \Lambda_{ii}$ — элементы матрицы Λ ; Λ - матрица, обратная матрице корреляционных моментов $\mathbf{K}$;

$$\Lambda = \mathbf{K}^{-1}.$$

Оценки начальных корреляционных моментов и коэффициентов начальной регрессии могут быть получены по формулам:

$$\bar{K}_x(qh, rh) = \frac{1}{N-r} \sum_{n=1}^{N-r} x_n x_{n+r}, \text{ при } r = 0, 1, 2, \dots, k;$$

где r – номер шага; k – максимальное число шагов;

$$\bar{\Psi}_x^2(qh) = \frac{1}{N-r} \sum_{n=1}^{N-r} x_n^2;$$

$$\bar{\beta}_x(qh, rh) = \left(\sum_{n=1}^{N-r} x_n x_{n+r} \right) \left(\sum_{n=1}^{N-r} x_n^2 \right)^{-1},$$

где $\bar{\beta}_x(qh, rh)$ – несмещенные оценки коэффициентов начальной регрессии.

Применение регрессионных или нейросетевых алгоритмов в БЛ [1] позволяет решать задачи обнаружения и распознавания при использовании в качестве признаков нецентрированных параметров сигналов.

Рассмотрим однослойную нейронную сеть (рис. 2), в которой каждый элемент из множества входов $\mathbf{X}$ отдельным весом соединен с каждым искусственным нейроном, а каждый нейрон выдает взвешенную сумму в сеть. Матрица весов $\mathbf{W}$ имеет m строк и n столбцов, где m – число входов, а n – число нейронов. Вычисление выходного вектора $\mathbf{Y}$, компонентами которого являются выходы нейронов, сводится к матричному умножению

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XW}.$$

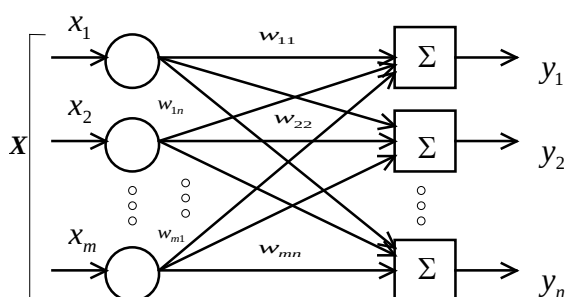


Рисунок 2 – Структурная схема однослойной нейронной сети без нулевых весов

Как видно из рис. 2 при использовании в качестве входов (признаков) нецентрированных параметров сигналов в нейросети осуществляется обработка нецентрированных значений сигналов.

Исключим из рассматриваемой сети прямые связи, т.е. положим

$$w_{ii} = 0 \quad i=1, 2, \dots, m \text{ и рассмотрим общий случай сети с } m \text{ нейронами.}$$

Потребуем на каждом i -ом выходе нейрона восстановления i -го входного сигнала с минимальной ошибкой, т.е. в рассматриваемом случае при обработке нецентрированных параметров сигналов, с минимумом среднего значения квадрата $\overline{\Psi}_{yi}^2$. Произведем невырожденное преобразование вектора $\mathbf{X}$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XW},$$

т.е. найдем матрицу $\mathbf{W}$ так, чтобы остаточная сумма квадратов

$$\Psi\Psi^T = \Psi^T\Psi = M[(\mathbf{Y} - \mathbf{WX})(\mathbf{Y} - \mathbf{WX})^T].$$

Дифференцируя остаточную сумму квадратов $\Psi\Psi^T$ по $\mathbf{W}$ и приравнявая её нулю, для положительно определённой и симметричной матрицы начальных корреляционных моментов $\mathbf{K}$ получим [1]

$$w_{ik} = -\Lambda_{ik}/\Lambda_{ii}, \quad (1)$$

где $\Lambda = \mathbf{K}^{-1}$.

Как следует из (1) весовые коэффициенты w_{ik} в рассматриваемом случае представляют собой коэффициенты начальной регрессии [1], минимизирующие среднее значение квадрата $\overline{\Psi}_{yi}^2$ на каждом выходе нейронной сети, осуществляющей линейную обработку по алгоритму

$$y_i = \sum_{k=1, k \neq i}^n w_{ik} x_k.$$

В [1] рассмотрены оптимальные и квазиоптимальные алгоритмы обнаружения и распознавания случайных сигналов применительно к БЛ.

При обнаружении сигнала входная реализация рассматривалась как аддитивная смесь нормального нестационарного случайного сигнала, заданного вектором средних $\boldsymbol{\mu}$ и матрицей ковариаций $\mathbf{C}^c$, и полосового белого шума.

При распознавании помеха задавалась аналогично сигналу и отличалась от последнего матрицей ковариаций и вектором средних. Вместо усреднения коэффициента правдоподобия по случайным параметрам предложено использовать оценки неизвестных случайных параметров, например на выходе линейного полосового фильтра.

При допущениях, справедливых для систем БЛ,

$$\mu/\sigma \approx const, \quad r_{ik} \geq 0.8,$$

квадратичные формы в алгоритмах обнаружения и распознавания сигналов могут быть представлены в виде:

$$Q(\bar{x}) \cong -\sum_{i=1}^n \lambda_{ii} \left(\bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik} \bar{x}_k \right)^2, \quad (2)$$

где β_{ik} – коэффициенты начальной регрессии; $\bar{x}_k$ – оценки нецентрированных параметров сигналов.

Вычисляя условные плотности распределения вероятностей для координат нормально распределенного вектора, можно показать [1], что λ_{ii} в (2) представляют собой величины, обратно пропорциональные остаточным дисперсиям множественных регрессионных представлений $D_i^{\text{ост}} = 1/\lambda_{ii}$.

В [1] начальная множественная регрессия определена как

$$g_i = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik} \bar{x}_k,$$

где: $\beta_{ik} = -\frac{\Lambda_{ik}}{\Lambda_{ii}}$; $\Lambda = \mathbf{K}^{-1}$; $\mathbf{K}$ – матрица корреляционных моментов;

$$K_{ik} = C_{ik} + M_i M_k.$$

При отмеченных допущениях и переходе к начальным моментам оценок случайных величин алгоритмы обнаружения и распознавания будут иметь вид:

$$\frac{1}{2 f_{\%0} S_0} \sum_{i=1}^n \bar{x}_i^2 - \frac{1}{4} \sum_{i=1}^n 1/\bar{\Psi}_{0ci}^2 \left(\bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik} \bar{x}_k \right)^2 \geq \gamma_1^*, \quad (3)$$

$$-\sum_{i=1}^n 1/\bar{\Psi}_{0ci}^2 \left(\bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik}^c \bar{x}_k \right)^2 + \sum_{i=1}^n 1/\bar{\Psi}_{0ni}^2 \left(\bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik}^n \bar{x}_k \right)^2 \geq 0, \quad (4)$$

где $\bar{\Psi}_{0ci}^2$ и $\bar{\Psi}_{0ni}^2$ – остаточные средние оценок случайных параметров соответственно для сигнала и помехи.

На основании (2), (3) и (4) записаны через остаточное среднее значение квадрата $\bar{\Psi}_{0i}^2$ множественного начального регрессионного представления. Как видно из (3) и (4) в алгоритмах вычисляются отношения квадрата ошибки множественных регрессионных представлений координат случайного входного вектора к соответствующим остаточным средним значениям квадратов $\bar{\Psi}_{0i}^2$.

При переходе к линейным границам регрессионные алгоритмы (3) и (4) могут быть приведены к виду:

$$\left| \sum_{i=1}^n \bar{x}_i - \sum_{i=1}^n K_i \bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik} \bar{x}_k \right| \geq U_1, \quad (5)$$

$$- \sum_{i=1}^n K_i^c \bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik}^c \bar{x}_k + \sum_{i=1}^n K_i^n \bar{x}_i - \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \beta_{ik}^n \bar{x}_k \geq 0. \quad (6)$$

Регрессионные алгоритмы имеют наглядный геометрический смысл, в них ограничивается относительное расстояние от линии начальной регрессии. В [3] отмечается, что алгоритмы, имеющие наглядный геометрический смысл могут применяться независимо от закона распределения входного вектора (при одномодальных распределениях).

Рассмотрим регрессионный алгоритм обнаружения и распознавания двумерного входного вектора

$$a\bar{x}_1 + b\bar{x}_2 - K|\bar{x}_2 - \beta_{21}\bar{x}_1| \geq U_{\text{пор}}, \quad (7)$$

где a и b – весовые коэффициенты.

Как видно из неравенства (7), выбором коэффициентов a , b и K можно задавать положение линейных границ области принятия решения относительно линии регрессии, определяемой уравнением:

$$\bar{x}_2 - \beta_{21}\bar{x}_1 = 0.$$

Действительно, неравенство (7) можно заменить эквивалентной системой неравенств:

$$\begin{cases} \bar{x}_1(a + K\beta_{21}) - \bar{x}_2(K - b) \geq U_{\text{пор}} & \text{при } \bar{x}_2 - \beta_{21}\bar{x}_1 > 0, \\ \bar{x}_1(a - K\beta_{21}) + \bar{x}_2(b + K) \geq U_{\text{пор}} & \text{при } \bar{x}_2 - \beta_{21}\bar{x}_1 < 0. \end{cases} \quad (8)$$

Как видно из (8) и рис. 3 двухканальный регрессионный алгоритм можно реализовать с помощью двухслойной нейронной сети с пороговыми активационными функциями, где первый слой реализует неравенства (8), а второй слой, состоящий из одного нейрона, реализует операцию И (рис. 3). Параметры сети:

– матрица весов 1-го слоя
$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a + K\beta_{21} & a - K\beta_{21} \\ b - K & b + K \end{pmatrix};$$

– вектор порогов 1-го слоя
$$\mathbf{\Pi} = \begin{pmatrix} \pi_1 \\ \pi_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -U_{\text{пор}} \\ -U_{\text{пор}} \end{pmatrix};$$

– вектор весов 2-го слоя
$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,5 \\ 0,5 \end{pmatrix};$$

– порог 2-го слоя
$$-1 < s_0 < -0,5.$$

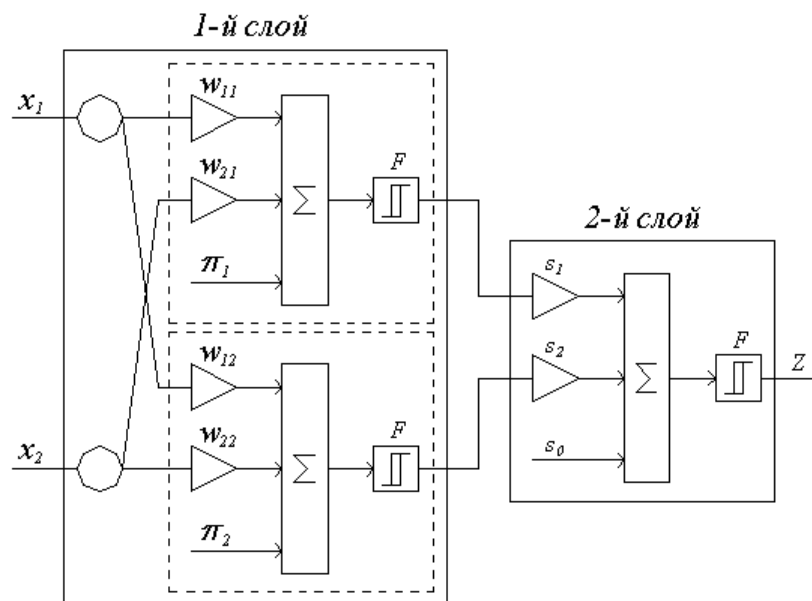


Рисунок 3 – Функциональная схема двухслойной нейронной сети, реализующей алгоритм (8)

Можно показать, что при раскрытии модулей в выражениях (5) и (6) мы приходим к нейроподобным структурам, реализующим эти алгоритмы, аналогично двухмерному случаю.

Недостаток регрессионного подхода заключается в необходимости оптимизации параметров алгоритмов (коэффициентов K), что при большой размерности входного вектора значительно усложняет решение задачи.

На основании результатов работ по построению НС [1,4] для обработки нецентрированных параметров сигналов в дистанционных стробах максимальное количество слоев НС может быть выбрано равным 3. В третьем, выходном слое НС, осуществляется выбор максимального отклика с выходов нейронов второго слоя, выдающего решения о распознаваемых объектах. На каждом k -ом выходе второго слоя НС отклик на входной вектор $\mathbf{X}$, размерностью N_j может быть представлен в виде

$$y_k = f \left(\sum_{i=1}^{N_1} w_{ik}^2 f \left(\sum_{j=1}^{N_x} w_{ji}^1 x_j + w_{0i}^1 \right) + w_{0k}^2 \right),$$

где N_i – количество нейронов в первом слое; f_1 и f_2 – функции активации нейронов соответственно первого и второго слоев; w_{ji}^1 – весовые коэффициенты первого слоя; w_{ik}^2 – весовые коэффициенты второго слоя; w_{0i}^1 и w_{0k}^2 – нулевые веса соответственно нейронов первого и второго слоев.

Выходной слой НС должен состоять из нейронов по количеству распознаваемых классов объектов

Приведенные в [5] методы оптимизации применительно к нейроалгоритмам позволяет обучить нейросистему. Перед обучением нейросистемы целесообразно провести обоснование информативных признаков и минимизацию размерности входного вектора, которые на основании изложенного выше могут быть выполнены применительно к БЛ на основании регрессионных методов с использованием начальных множественных регрессионных представлений [1].

В ИЛ необходимо обнаруживать объекты и оценивать кинематические параметры условий встречи на заданных интервалах. Тогда структурная схема тракта принятия решения импульсной АИС, осуществляющей обнаружение и интервальную оценку параметров на основе методов распознавания будет иметь вид, приведенный на рис. 4.

При оценке непрерывного параметра α_1 на интервале с точностью $\Delta\alpha_{j,i}$ целесообразно пользоваться методами распознавания (классификации), рассмотренными в [6]. Схему оценки параметра α_j , согласно рис 4, можно представить в виде n -канального устройства, при этом i -й канал должен формировать условный коэффициент правдоподобия $l_{\alpha_{j,i}}^*$. Если сигнал присутствует во входной реализации $\nu = 1$, то отыскав i -й канал, для которого выходной эффект максимален, тем самым мы определим “максимально правдоподобный” интервал $\Delta\alpha_{j,i}$, содержащий неизвестный параметр α_j . При этом точность измерения (оценки) параметра α равна $\Delta\alpha_{j,i}$.

Схему обнаружения сигнала со случайным параметром α_j можно реализовать, осуществив весовое суммирование условных коэффициентов правдоподобия с весами P_{0j} и сравнив результат с порогом γ^* . При превышении взвешенной суммой порога β^* должно выдаваться решение $\nu = 1$. Схема совместного обнаружения сигнала и оценки его параметра дана на рис. 4.

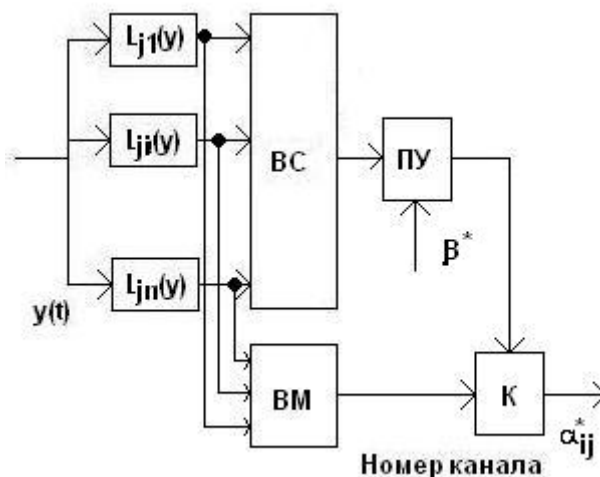


Рисунок 4 – Структурная схема тракта принятия решения в импульсной АИС, обрабатывающей сигнал в дистанционном строге

Схема состоит из нейросетевых или регрессионных вычислителей условных коэффициентов правдоподобия $l_{\alpha_{ji}}^*(y)$, весового сумматора (ВС), порогового устройства (ПУ), устройства выбора максимума (ВМ) и ключа (К). Если принимается решение $\nu = 1$ о присутствии сигнала в строге входной реализации $y(t)$, то ключ К пропускает на выход оценку параметра $l_{\alpha_{ji}}^*$ (i - номер канала), которая формируется на выходе устройства выбора максимума ВМ.

Научная и практическая ценность

Предложенные в работе новые начальные регрессионные статистические характеристики и алгоритмы обнаружения и распознавания сигналов от целей на фоне помех в дистанционных строгах ИЛ позволяют использовать априорную информацию о нецентрированных параметрах сигналов и помех в условиях неизвестных математических ожиданий для повышения помехоустойчивости и расширения диапазона условий применения ИЛ.

Заключение

В статье для решения задач обнаружения и распознавания случайных нецентрированных сигналов и помех в дистанционных строках импульсных локаторов предложены регрессионные и нейросетевые алгоритмы формирования областей принятия решений, позволяющие обрабатывать нецентрированные параметры входных реализаций. В рассматриваемом случае в условиях неизвестных математических ожиданий отсчетов реализаций сигналов в дистанционных строках импульсных локаторов корреляционные методы обработки сигналов, оперирующие центрированными параметрами сигналов, не могут быть применены.

Литература

1. Хохлов В.К. Обнаружение, распознавание и пеленгация объектов в ближней локации: Учеб. пособие.– М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 336 с.
2. Вопросы моделирования автономных информационных систем ближней локации /А.Б. Борзов и др. – М. : ООО Ниц «Инженер», ООО «Онико-М», 2010. –576 с.
3. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. Книга.- М., Сов радио, 1976 .– 256 с.
4. Галушкин А.И. Синтез многослойных систем распознавания образов.– М.: Энергия, 1974.– 274 с.
5. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. - М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Сосулин Ю.Г. Теоретические основы радиолокации и радионавигации. – М.: Радио и связь, 1992.– 304 с.

Informative parameters of signals in remote strobes of pulse locators

77-30569/342529

04, April 2012

Pavlov G.L., Hohlov V.K.

Bauman Moscow State Technical University

gregory-l-pavlov@yandex.ru

khokhlov2010@yandex.ru

The article considers algorithms of detection and recognition of random non-centered signals and disturbances in remote strobes of pulse locators. Neural network and regression algorithms were proposed for formation of decision-making areas. For single deterministic signals quasi-optimal filtering was considered.

Publications with keywords: [recognition](#), [pulsed radar](#), [neural network algorithm](#), [regression algorithm](#), [detection](#)

Publications with words: [recognition](#), [pulsed radar](#), [neural network algorithm](#), [regression algorithm](#), [detection](#)

References

1. Khokhlov V.K. *Obnaruzhenie, raspoznavanie i pelengatsiia ob"ektov v blizhnei lokatsii* [Detection, identification and direction finding objects in the near location]. Moscow, Bauman MSTU Publ., 2005. 336 p.
2. Borzov A.B., Likhoedenko K.P., Lobanov B.S., Muratov I.V., Pavlov G.L., Suchkov V.B., Khokhlov V.K. *Voprosy modelirovaniia avtonomnykh informatsionnykh sistem blizhnei lokatsii* [Problems of modeling of autonomous information systems near the location]. Moscow, OOO NITs «Inzhener», OOO «Oniko-M», Publs., 2010. 576 p.
3. Levin B.R. *Teoreticheskie osnovy statisticheskoi radiotekhniki* [Theoretical Foundations of Statistical Radio Engineering]. Moscow, Sovetskoe radio, 1976. 256 p.
4. Galushkin A.I. *Sintez mnogosloinykh sistem raspoznavaniia obrazov* [Synthesis of multilayer pattern recognition systems]. Moscow, Energiia, 1974. 274 p.
5. Ossovskii S. *Neironnye seti dlia obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow, Finansy i statistika, 2002. 344 p.
6. Sosulin Iu.G. *Teoreticheskie osnovy radiolokatsii i radionavigatsii* [Theoretical Foundations of radiolocation and radionavigation systems]. Moscow, Radio i sviaz', 1992. 304 p.