

21. Golenshin, V. V., Haritonov, Ju. N., Haritonov, M. Ju., Fomenko, G. V. (2015). Demonstrationnyj proekt termo-

modernizacii zdanija po programme BSBEER. Muncypal'na energetyka: problemy, rishennja. Mykolaiv: NUK.

Дата надходження рукопису 29.06.2016

Харитонов Юрий Николаевич, доктор технических наук, профессор, кафедра системотехники объектов морской инфраструктуры и энергетического менеджмента, Национальный университет кораблестроения имени адмирала Макарова, пр. Героев Сталинграда, 9, г. Николаев, Украина, 54025
E-mail: uru888@yandex.ru

Фоменко Георгий Вадимович, соискатель, Директор контактного центра Николаевской области, Контактный центр Николаевской области, ул. Адмиральская, 27/1, г. Николаев, Украина, 54001
E-mail: george_fomenco@mail.ru

УДК 666.948 : 666.972.112

DOI: 10.15587/2313-8416.2016.76426

АНАЛИЗ МЕТОДОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ВЫЗЫВНЫХ СИГНАЛОВ АБОНЕНТСКИХ СТАНЦИЙ В МОБИЛЬНЫХ СИСТЕМАХ СВЯЗИ

© Н. В. Москалец

Проводится анализ оптимальных статистических алгоритмов обнаружения и нейросетевых алгоритмов обнаружения сигналов абонентских станций в мобильных системах связи и оценка возможности их использования для задач пространственно-временного доступа. Произведен анализ характеристик энергетического обнаружения вызывных сигналов на фоне шума Лихтера состоящего из независимых компонент гауссова белого шума и совокупности вызывных сигналов

Ключевые слова: обнаружение, пропуск цели, ложная тревога, оптимальный статистический алгоритм, нейронная сеть

The analysis of the optimal statistical detection algorithms and neural network algorithms for the detection of subscriber station signals in mobile communication system and assess the possibility of their use for problems of space-time access are conducted. The analysis of the characteristics of the energy detection of signals on the background of Lichten noise consisting of independent components of the Gaussian white noise and a set of rings is conducted

Keywords: detection, missing targets, false alarm, optimal statistical algorithm, neural network

1. Введение

Задача обнаружения вызывных сигналов абонентских станций (АС) предваряет последующее предоставление услуги связи и от своевременного и надежного решения этой задачи во многом зависит качество этой услуги.

Задача обнаружения сигналов в условиях различного рода помех является популярной и обеспечивает решение многих проблем радиолокации, радионавигации и связи. Существует большое число методов решения задач обнаружения, ориентированных на различные статистические ситуации и на различные практические приложения.

В существующих беспроводных технологиях связи WiMAX, LTE имеется надежный алгоритм обнаружения вызываемых сигналов АС, прием которых осуществляется в общем спектре по широкому лучу антенны базовой станции. Вместе с тем, совместно с обнаружением необходимо решать задачи определения направления прихода сигнала, определение числа вызывающих станций и саму задачу пространственной обработки, что в совокупности может интерпре-

тироваться как задача пространственно-временного доступа (ПВД).

2. Анализ литературных источников.

Цель и задачи исследования

Известно, что в существующих системах мобильной связи время обнаружения вызывных сигналов (ВС) АС составляет интервал 0,1–2 с.

Существующее решение задачи уже не удовлетворяет требованиям по времени обнаружения. Необходимы более быстродействующие процедуры, позволяющие без увеличения задержки обеспечивать выполнение задачи ПВД.

В работе [1] представлена разработка аналитической модели для системы Ultra Wideband на основе обнаружения широкополосных сигналов в каналах с белым гауссовым шумом и расчетом производительности с использованием критерия вероятности ошибки BER. Среди многих задач обработки сигналов в телекоммуникациях задача обнаружения сигналов существует и в других технических направлениях, так, например, в работе [2] представлен алгоритм

локализации мобильного робота с использованием оценок гибридного метода направления прихода DOA (direction of arrival) и прибытия сигналов TOA (time of arrival). В работе [3] проводится оценка эффективности передаваемых BPSK-сигналов сверхширокополосного приемника с использованием SIMULINK. В работе [4] разработан подход для внутренней локализации приемников в инфраструктуре беспроводной сети на основе установленной связи с препопередатчиком с использованием каскада соединительных структур широкополосных антенн, подключенных к портам связи. В работе [5] рассматривается задача обнаружения сигналов на основе критерия максимального правдоподобия, который гарантированно дает минимальную вероятность ошибочного обнаружения и является центральным при обнаружении и декодировании сигналов в многоантенных технологиях MIMO. В работе [6] показано влияние разницы во времени прибытия TDoA OFDMA-сигналов распределенных узлов на основе беспроводных ячеистых сетей с целью сведения к минимуму возникающих помех. В работе [7] рассматриваются проблемы безопасности, на основе обнаружения вторжений узлов беспроводной mesh-сети в режиме реального времени.

В перечисленных работах предлагаются различные подходы по решению задачи обнаружения сигналов в рассматриваемых прикладных исследованиях.

3. Цель и задачи исследования

Целью исследования является обзорный анализ методов обнаружения и оценка возможности их использования для задач минимизации времени обнаружения вызывных сигналов абонентских станций в системе мобильной связи.

Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи:

- анализ статистической задачи обнаружения сигналов;
- обзор оптимальных статистических алгоритмов обнаружения;
- анализ нейросетевых алгоритмов и возможности их использования для задач пространственно-временного доступа;
- выбор методов и алгоритма обнаружения вызывного сигнала при пространственно-временном доступе;
- оценка вероятностных характеристик обнаружения вызывных сигналов при различных условиях порога обнаружения и различной сигнально-помеховой обстановки.

4. Постановка задачи обнаружения

Главной задачей является механизм сокращения данного интервала с тем, чтобы за сэкономленное время успеть решить задачу ПВД.

При синтезе оптимальных структур обнаружителей требуется точное знание полной информации о сигнале и о статистических свойствах шума. Для случайного сигнала задача сильно усложняется. При этом, чем сложнее модель сигнала и модель шума, тем сложнее структура оптимального обнаружителя.

Представим задачу обнаружения сигнала следующим образом. Пусть на входе приемного устройства базовой станции мобильной системы связи наблюдается реализация случайного процесса $y(t)$, который может быть шумом $y(t) = v(t)$ или суммой сигнала и шума:

$$y(t) = x(t) + v(t), \quad (1)$$

где $x(t)$ – полезный обнаруживаемый сигнал; $v(t)$ – помеха, типа гауссового белого шума (ГБШ).

Определим алгоритм обработки наблюдаемого процесса $y(t)$ и характеристики алгоритма, посредством которого будет выноситься решение о наличии или отсутствии сигнала в данном наблюдаемом процессе. Решение рассмотренной задачи может быть осуществлено многими параметрическими или непараметрическими статистическими методами, с помощью нейронных сетей и др. [8–11]. При этом данные обнаружители отличаются, в основном, методами формирования решающей статистики. Завершающей является процедура выбора альтернатив.

Проверке подлежит альтернативный выбор гипотезы:

$$H_0 : y(t) = v(t),$$

$$H_1 : y(t) = x(t) + v(t). \quad (2)$$

Далее определение факта обнаружения $x(t)$ сводится к отысканию правила, по которому осуществляется выбор решения в пользу одной из гипотез H_0 или H_1 по наблюдаемому процессу $y(t)$. Если, при гипотезах H_0 и H_1 , известны распределения вероятностей случайных процессов, тогда с помощью теоремы Неймана-Пирсона может быть найден оптимальный обнаружитель, основанный на сравнении функционала отношения правдоподобия с некоторым порогом. Наличие априорной информации о характеристиках случайных процессов, наблюдаемых на входе обнаружителя, будет определять выбор значения этого порога.

Как известно, любое решающее правило может быть описано в пространстве векторов входных сигналов как некая критическая область при попадании входного сигнала, в которую будет принято решение о наличии обнаруживаемого объекта либо о его отсутствии [12].

Принятие решения о выборе той или иной гипотезы H_0 или H_1 , сопровождается рядом возможных ситуаций:

- 1) в отсутствии сигнала на входе обнаружителя уровень шума не превышает некоторый порог T ;
- 2) в отсутствии сигнала на входе обнаружителя уровень шума превышает порог T ;
- 3) присутствие сигнала и шума, а их сумма превышает порог T ;
- 4) присутствие сигнала не превышающего порог T .

В первом и третьем случаях будет принято правильное решение, а во втором и четвертом – лож-

ное. При выборе другого значения порога рассмотренные выше ситуации обычно изменяются.

При конечном значении энергии сигнала и наличии случайного шума, на основе вышеизложенного приходим к выводу, что принятие решения о наличии или отсутствии сигнала всегда сопровождается двумя видами ошибок [8].

Ложное обнаружение или ложная тревога – ЛТ (ошибка первого рода) будет возникать в случае принятия решения о том, что есть сигнал обнаружен при верной нулевой гипотезе H_0 , которая предполагает, что сигнала нет (уровень шума превышает порог и принимается ложное решение).

Пропуск сигнала или пропуск цели – ПЦ (ошибка второго рода) соответствует случаю принятия решения об отсутствии сигнала, в то время как сигнал присутствует, но не может быть обнаружен в помехах (сигнал не превышает заданный порог). Ошибка в данной ситуации возникает вследствие того, что признается правильной нулевая гипотеза H_0 .

Вероятность ошибки 1-го рода $P_{ЛТ}$ и 2-го рода $P_{ПЦ}$ непосредственно зависят функции распределения вероятностей шума и суммы сигнал+шум и от соотношения сигнал/шум на входе пороговой схемы БС (рис. 1).

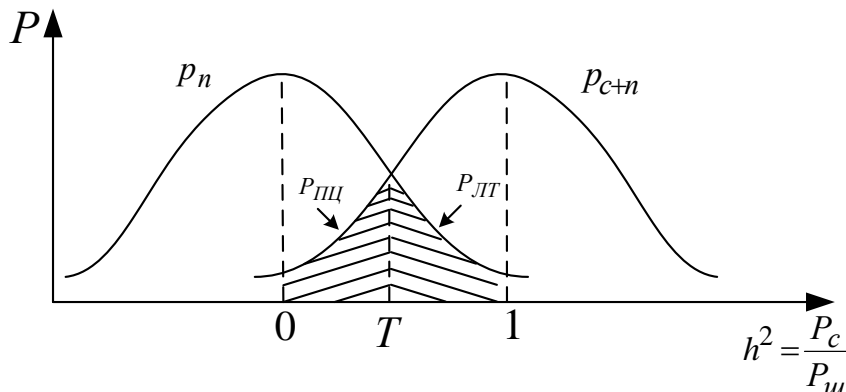


Рис. 1. Пример распределения вероятностей сигнала и помехи при решении задачи обнаружения

Данное соотношение в линиях мобильной связи имеет значительный разброс по уровням, как полезных вызывных сигналов $x(t)$, так и помех $v(t)$. Учитывая это, в качестве вызывных сигналов (БС) используют сложную их форму, в частности различные широкополосные сигналы (ШПС). Оптимальный прием ШПС с помощью согласованных фильтров позволяет увеличивать h^2 – соотношение сигнал/шум пропорционально базе сигнала.

Вероятность $P_{ПЦ}$ непосредственно связана с вероятностью правильного обнаружения $P_{ПО}$ соотношением:

$$P_{ПО} = 1 - P_{ПЦ}. \tag{3}$$

Вероятность $P_{ЛТ}$ выражается через плотность распределения помехи:

$$P_{ЛТ} = \int_T^\infty p_n(T)dT, \tag{4}$$

где T – порог обнаружения.

Вероятность $P_{ПЦ}$ определяется, в соответствии с (1) через плотность распределения вероятности смеси сигнала и помехи:

$$P_{ПЦ} = 1 - \int_T^\infty p_{(c+n)}(T)dT. \tag{5}$$

Отсюда с учетом (3) получаем

$$P_{ПО} = \int_h^\infty p_{(c+n)}(T)dT. \tag{6}$$

Отсюда следует, что необходимо найти такой алгоритм обработки принятого сигнала, который бы минимизировал ошибку ложного обнаружения и максимизировал вероятность правильного обнаружения.

Очевидно, таковым является алгоритм “идеального наблюдателя”. Однако в условиях априорной неопределенности возникают трудности в его реализации. В таких случаях фиксируют $P_{ЛТ}$ или $P_{ПЦ}$, а другое – минимизируют.

Рассмотрим решение самой задачи обнаружения для ряда типичных для мобильных систем статистических ситуаций.

5. Выбор оптимальных статистических алгоритмов обнаружения

Байесовский алгоритм обнаружения

Если известна полная априорная информация о сигнально-помеховой обстановке, то используют оптимальный по критерию среднего риска параметрический алгоритм – байесовский критерий. При этом оптимальным правилом для обнаружения является минимизация функции среднего риска [13]:

$$R = \sum_{j=1}^1 \sum_{i=0}^1 \Pi_{ij} P_1 \int_{y_i} p_n(y|H_j) dy, \tag{7}$$

где Y_i – область принятия решения;

$$P = \begin{pmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{pmatrix} - \text{матрица потерь};$$

$P_1 = 1 - P_0$ – априорная вероятность наличия сигнала;

$p_n(y|H_j)$ – функция правдоподобия (условная плотность вероятности) наблюдаемой выборки если верна гипотеза H_j .

Байесовский критерий обнаружения основан на сравнении с порогом функционала отношения правдоподобия

$$\Lambda(y) = \frac{P_n(y|H_1)}{P_n(y|H_0)}. \quad (8)$$

Значение порога может быть определено как

$$T = \frac{P_{01} - P_{00}}{P_{10} - P_{11}} \cdot \frac{P_0}{P_1}. \quad (9)$$

Если сигнал присутствует, т. е. отклоняется гипотеза H_0 , тогда принимается решение ρ_1 , когда $\Lambda(y) \geq T$. Когда наблюдается только шум, то принимается гипотеза H_0 и принимается решение ρ_0 , когда $\Lambda(y) < T$.

Недостатком алгоритма является необходимость априорно информации о статистике сигналов и помех, что на практике встречается достаточно редко.

Алгоритм максимального правдоподобия

Оптимальный алгоритм МП предполагает вычисление отношения правдоподобия (8) и сравнение его с единицей [14].

Если неизвестны априорные вероятности гипотезы H_0 и альтернативы H_1 и матрица потерь P_{ij} , то применяется критерий максимального правдоподобия (МП), в соответствии с которым при наблюдении выборки $y = (y_1, \dots, y_n)$ будет принята та из гипотез, которой соответствует большее значение функции правдоподобия выборки. В случае $P_n(y|H_0) \gg P_n(y|H_1)$ принимается решение ρ_0 , (принимается гипотеза H_0), и отвергается эта гипотеза, если $P_n(y|H_1) \geq P_n(y|H_0)$, т. е. принимается решение ρ_1 .

Алгоритм МП не требует столь полного объема информации по сравнению с алгоритмом Байеса, однако это же и способствует его меньшей эффективности.

Знаковый алгоритм

Данный алгоритм относится к классу непараметрических [8]. Гипотеза H_1 о наличии положительного сигнала будет признана верной, если для независимой выборки $\vec{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ выполняется условие:

$$\sum_{i=1}^n \text{sign}Y_i \geq T, \quad (10)$$

где $\text{sign}Y_i$ знаковая функция, которая определяется как

$$\text{sign}Y_i = \frac{y_i}{|y_i|} = \begin{cases} 1, & y_i \geq 0 \\ 0, & y_i < 0 \end{cases}; \quad (11)$$

T – выбранный порог, определяемый заданным значением вероятности $P_{лт}$.

При невыполнении неравенства (10), альтернатива H_1 отвергается и принимается гипотеза об отсутствии сигнала H_0 [15].

При заданной величине $P_{лт}$ порог T можно определить:

$$T = \frac{y_{P_{лт}} \sqrt{n + n}}{2}, \quad (12)$$

где $y_{P_{лт}}$ – процентная точка нормального распределения, соответствующая вероятности $P_{лт}$ [13].

Знаковый алгоритм прост в реализации, он свободен от распределения, однако его эффективность сильно изменяется при различной статистической ситуации. Поэтому эти обнаружители рекомендуют для использования в менее ответственных задачах.

Знаково-ранговый алгоритм

В знаково-ранговых алгоритмах обнаружения используется информация о знаках элементов выборки и о рангах абсолютных величин этих наблюдений, что позволяет улучшить характеристики обнаружения без нарушения непараметрических свойств обнаружителя [15].

Если $\vec{y} = (y_1, \dots, y_n)$ – наблюдаемая независимая выборка, а R_i^+ – ранг элемента $|y_i|$, то возможный знаково-ранговый алгоритм обнаружения вызванного сигнала состоит в сравнении с порогом суммы компонент вектора положительных рангов, соответствующий положительным выборочным значениям $y_i \geq 0$ и принимается решение о наличии сигнала, при условии $\sum_{i=1}^n R_i^+ \geq T$.

Порог T при заданной величине $P_{лт}$ может быть определен как

$$T_{пор} = \frac{n}{2} \left(y_{P_{лт}} \sqrt{\frac{n}{3} + \frac{n}{2}} \right). \quad (13)$$

Нейронные алгоритмы обнаружения

В настоящее время известно несколько десятков нейронных алгоритмов, среди которых наиболее изученными являются: многослойный перцептрон, сети Хемминга, Кохонена, Хопфилда и сеть с радиально-базисными функциями (РБФ) [16].

Обучение сети Хемминга сводится к расчету весовых коэффициентов нейронов первого слоя. При наличии незашумленных эталонных образов весовые коэффициенты принимают следующие значения:

$$w_{ik} = \frac{x_i^k}{2}, \quad i = 0, \dots, n-1, \quad k = 0, \dots, m-1, \quad (14)$$

где x_i^k – i -й элемент k -го образца [16]. В нашем случае x_i рассчитывается исходя из обучающей выборки как выборочные средние. Обучающая выборка состоит из векторов, определяемых на пространстве признаков.

Нейронная сеть Хемминга является достаточно быстродействующей и простой в работе, а её емкость не зависит от размерности входного сигнала и равна количеству нейронов. Достаточно прохода сигналов лишь через один слой нейронов для формирования решения и ее можно применять для надежной передачи сигналов в сложной сигнально-помеховой обстановке [17].

Сеть Кохонена обучается методом последовательных приближений. В процессе последовательной подачи на вход сети обучающих примеров определяется нейрон, у которого скалярное произведение весов и входного вектора минимально. Этот нейрон объявляется победителем и является центром при подстройке весов у соседних нейронов по формуле

$$w_H = w_c + \alpha(x - w_c). \quad (15)$$

Такое правило обучения предполагает "соревновательное" обучение. Основной итерационный алгоритм Кохонена последовательно проходит ряд эпох, на каждой из которых обрабатывается один пример из обучающей выборки. В процессе обучения каждый нейрон наделялся "чувством справедливости". Если он становился победителем чаще своей законной доли времени (примерно $1/k$, где k – число нейронов Кохонена), он временно увеличивал свой порог, что уменьшало его шансы на выигрыш, давая тем самым возможность обучаться и другим нейронам [18].

Нейронная сеть Кохонена приспособлена к обобщению и позволяет получать правильный выход даже при неполном или неверном входном векторе, что позволяет использовать данную сеть для распознавания образов их восстановления и усиления сигналов.

Ячейки РБФ-сети обучаются путем подбора центра и отклонения каждой из них. Центры ячеек t_j рассчитываются как выборочное среднее. Параметр разброса для каждой ячейки определен как половина расстояния до ближайшего центра ячейки, соответствующей другому классу. Выходной слой РБФ-сети обучается по методу обратного распространения ошибки. Достоинством РБФ-сети является достаточно упрощенный алгоритм обучения при наличии только одного скрытого слоя [16].

Нейронные сети находят все большее применение в различных задачах принятия решений. При

выборе удачной архитектуры и метода обучения удается получить достаточно качественные решения.

Однако для целей обнаружения ВС при ПВД их использование связано с достаточно большой потерей времени. Таким образом, несмотря на преимущества нейронных сетей описанных выше, возможность использовать их для поставленной задачи является проблематичным.

5 Обоснование выбора методов обнаружения вызывного сигнала

Из проведенного анализа параметрических методов обнаружения процедур Байеса и МП и из многочисленных литературных источников можно прийти к заключению о том, что наилучшими алгоритмами являются оптимальные статистические обнаружители [18]. Они достаточно просты в реализации, однако требуют априорных данных о функциях распределения вероятностей сигналов и помех.

Важную роль в условиях значительного уровня априорной неопределенности играют многочисленных непараметрические алгоритмы (в нашем обзоре данных знаковые и знаково-ранговые). Практика показывает [11–13], что эти алгоритмы более стабильны в широком диапазоне разбросов статистических параметров по сравнению с оптимальными параметрическими алгоритмами. Данный класс алгоритмов, позволяет получать робастные решения, свободные от распределений, однако необладающие высокой эффективностью.

Перспективным классом методов обнаружения являются также нейронные алгоритмы, основанные на обучении нейронных сетей. Вместе с тем при реализации этих алгоритмов возникает необходимость в значительном объеме вычислительных процедур, что может привести к недопустимым временным затратам.

Многие практические исследования показывают, что априорная неопределенность не носит критического характера, что амплитуда многолучевых принимаемых сигналов в мобильных линиях связи достаточно хорошо аппроксимируется Релеевским законом распределения вероятностей, а сами распределения мгновенных значений сигналов и помех – нормальным законом [19].

Более критичными для данных процедур является значительный разброс уровней сигналов и помех. При этом сами уровни вызывных сигналов нормализуются за счет технологических решений, при использовании ШПС структур, что позволяет стабилизировать требуемый уровень этих сигналов. Одновременно с этим при приеме ВС действует не только шумовые помехи – $v(t)$, но и ВС других АС, а также возможно, стационарные помехи других радиоэлектронных систем. Всё это приводит к тому, что уровень совокупных помех $v_{\Sigma}(t)$, мешающих уверенному приему ВС i -й АС, составляет наибольшую априорную неопределенность и способствует появлению ошибок.

Таким образом, параметрические статистические алгоритмы могут быть рекомендованы при условии получения более достоверных данных об уровнях совокупных помех, мешающих приему ВС.

Из сопоставления рассмотренных методов обнаружения следует вывод о целесообразности использования оптимальных параметрических алгоритмов обнаружения при условии идентификации помеховой обстановки в канале вызова АС.

6. Выбор алгоритмов обнаружения вызываемых сигналов абонентских станций при пространственно-временном доступе

Связь абонента с базовой станцией, в соответствии с существующим протоколом начинается с обнаружения сигнала вызова. Типовой ситуацией, складывающейся при обнаружении сигналов АС, является прием ВС со случайной амплитудой на фоне Гауссовой шумовой помехи с известным уровнем.

$$y = Hx(t) + v(t). \tag{16}$$

Обнаружение ВС при ПВД осуществляется с помощью приема на ненаправленную антенну по широкому лучу в секторе $\pm 180^\circ$.

Обнаружение сводится к задаче проверки гипотез $\{H_1, H_0\}$ по наблюдаемым реализациям [20]:

$$y(t) = \begin{cases} H(t)x(t) + v(t), & \text{при гипотезе } H_1, \\ v(t), & \text{при гипотезе } H_0, \end{cases} \tag{17}$$

где $t \in [0, T]$, T – период наблюдения;

$A(t)$ – амплитуда принимаемого сигнала;

$x(t)$ – обнаруживаемый широкополосный сигнал, структура которого априорно известна. Однако из-за случайного характера амплитудно-фазовой структуры эта структура может быть частично искажена, что требует перехода от когерентного к некогерентному обнаружению.

Ковариационная функция Гауссовской помехи $v(t)$:

$$K(t, u) = \sigma^2 \rho(t, u) = M\{v(t+u)v(t)\}, \tag{18}$$

где $M\{\bullet\}$ – оператор математического ожидания;

$\sigma^2 \in R_+^1$ – спектральная плотность мощности шума $v(t)$;

дисперсия шумового сигнала в полосе полезного сигнала Δf_c , $\rho(t, u)$ – нормированная ковариационная функция, которая представляется δ -функцией.

Поэтому на практике часто используют неоптимальные обнаружители, которые при допустимом, не очень значительном, проигрыше в эффективности имеют существенно более простую структуру, чем оптимальный обнаружитель.

Одним из таких обнаружителей радиосигналов в шуме является энергетический обнаружитель [21], который часто применяют для обнаружения неизвестных квазидетерминированных радиосигналов.

Структура энергетического обнаружителя является оптимальной при обнаружении гауссовского полезного сигнала с нулевым математическим ожиданием и некоррелированными отсчетами на фоне гауссовского шума с нулевым математическим ожиданием. Известно, что решающей статистикой в энергетическом обнаружителе является сумма квадратов обрабатываемых отсчетов. Структура энергетического обнаружителя может быть обобщена: можно возводить отсчеты обрабатываемой выборки не в квадрат, а в произвольную положительную степень.

В общем виде задача построения оптимального обнаружителя сводится к синтезу алгоритма удовлетворяющего критерию минимума вероятности пропуска ВС (пропуска целей ПЦ) при ограничении на вероятность ложного обнаружения (ложных тревог ЛТ), то есть:

$$P_{\text{лц}} = \min_{\delta \in D_i} P(A, \sigma^2),$$

при

$$P_{\text{лт}} = P(\gamma, \sigma^2) \leq P_0, \tag{19}$$

где $\gamma = (\gamma(d_0|\bar{x}), \gamma(d_1|\bar{x}))$ – решающая вектор-функция, принадлежащая множеству решающих вектор-функций D ;

d_0 – решение о принятии гипотезы H_0 об отсутствии сигнала;

d_1 – решение о принятии гипотезы H_1 о наличии факта передачи сигнала [22, 23].

Структурная схема энергетического обнаружителя (рис. 2) включает четыре каскада: линейный полосовой фильтр, согласованный с ВС i -й АС; квадратичный детектор огибающей; интегратор; пороговое устройство. Данный обнаружитель может применяться для обнаружения любого сигнала, известного или неизвестного, детерминированного или случайного процесса. Поэтому в силу своей простоты и универсальности он применяется в каналах с замиранием [13], для обнаружения детерминированных сигналов неизвестной структуры [15].

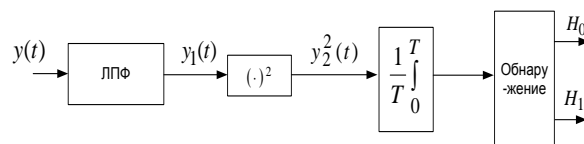


Рис. 2. Структурная схема энергетического обнаружителя вызывных сигналов

Нормированная к спектральной плотности мощности шумов статистика на выходе энергетического обнаружителя имеет центральное χ^2 распределение в случае отсутствия сигнала и нецентральное χ^2 – распределение при наличии сигнала с параметром нецентральности, равным удвоенному отношению сигнал-шум, и числом степеней свободы равным удвоенному произведению длительности сигнала на

ширину полосы [21]. Рассчитать рабочие характеристики энергетического обнаружителя можно с использованием обобщенной Q-функция Маркума, алгоритмы вычисления которой представлены в [24].

Недостатком энергетического обнаружителя является зависимость порога обнаружения от неизвестной спектральной плотности мощности шума, что не гарантирует постоянного уровня ложных тревог при изменяющейся интенсивности помех [20].

Обнаруживаемый ВС с известной структурой можно представить в виде:

$$x(t) = Aa(t)\cos[\omega t + \psi(t) + \phi], \quad (20)$$

где A – неизвестная амплитуда $A \geq 0$ и неизвестная фаза несущей $\phi \in [0, 2\pi]$; (где $a(t)$ – огибающая, характеризующая амплитудную модуляцию);

$\psi(t)$ – огибающая, характеризующая фазовую и частотно-фазовую модуляции.

Обнаружение ВС происходит на фоне помехи с неизвестной дисперсией (случай некогерентного обнаружения) решение задачи по критерию (17) приводит к обнаружителю, основанному на F -статистике Тэнга [25], которая представляет собой выбор гипотезы против альтернативы:

$$Z = \frac{\chi_1^2(n_1, 0)}{\chi_2^2(n_2, \lambda_2)} \text{ при гипотезе } H_0, \quad (21)$$

$$Z = \frac{\chi_1^2(n_1, \lambda_1)}{\chi_2^2(n_2, 0)} \text{ при гипотезе } H_1.$$

Здесь $\chi_1^2(n_1, \lambda_1), \chi_2^2(n_2, \lambda_2)$ – независимые χ^2 – распределения случайной величины Z ;

n_i – число степеней свободы случайной величины Z ;

$\lambda_i, i = 1, 2$ – параметр нецентральности.

Поскольку одновременно минимизировать $P_{лт}$ и $P_{шт}$ невозможно, при организации обнаружения сигнала вызова АС важно зафиксировать допустимый уровень ЛТ и минимизировать $P_{шт}$. В иных ситуациях, например в радиолокации, фиксируют, обычно $P_{шт}$, поскольку большую опасность составляет необнаружение объекта.

Очевидно, выбирая $P_{лт} \leq P_{лт}^{дон}$ из условия минимума этого значения, мы тем самым допускаем большее число пропусков вызывных сигналов, а соответственно и некоторое увеличение времени доступа к сети. Иначе большое число ЛТ приведет к непроизводительным затратам БС и ее загрузке.

Поэтому значение $P_{лт}^{дон}$ следует выбирать, исходя из требуемого качества обслуживания QoS. Фиксируя $P_{лт}^{дон}$ можно ставить задачу оптимизации обнаружения сигнала с известной формой и неизвестной дисперсией с использованием критерия минимума вероятности пропуска $\min_{\delta \in D} P_{шт}$.

Такой обнаружитель является оптимальным для условий помех типа ГБШ. Однако воспользоваться известными решениями, приводимыми в работах Шарфа и Литгла [22] не представляется возможным. Отличие нашей задачи состоит в том, что обнаруживать ВС $x(t)$ приходится не на фоне ГБШ, а на фоне стационарных помех группы ВС других АС и того же ГБШ.

Помеховая обстановка в вызывном канале постоянно меняется согласованно с основным трафиком. Так в периоды часа наибольшей нагрузки (ЧНН) на входе приемника ВС БС одновременно может казаться более 10 ВС АС, что поднимает уровень помехового фона на 10–20 дБ по отношению к тепловому шуму. Статистика такой помеховой обстановки нестационарна и асимптотически стремится к нормальному закону в силу выполнения условий центральной предельной теоремы. После согласованного приема ВС i -й АС распределение вероятностей совокупных помех ещё больше нормализуется.

В ночные часы число ВС АС снижается и составляет более 5–15 в одну минуту. Таким образом, помеховая обстановка образовывается из 2-х основных компонентов: $\nu(t)$ – теплового ГБШ с дисперсией в полосе приема σ_v^2 и $x_\Sigma(t)$ – совокупного процесса ВС активизирующихся абонентских станций дисперсией $\sigma_\Sigma^2 \gg \sigma_v^2$. Такой интегральный помеховый процесс носит название шума Лихтера [26]. Плотность распределения вероятностей такого шума имеет полигауссовский характер

$$P_L(x) = \frac{1-a}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{\sigma_v^2}\right\} + \frac{a}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{x^2}{\sigma^2}\right\}, \quad (22)$$

где $\sigma^2 = \sigma_v^2 + \sigma_\Sigma^2$ – дисперсия совокупного шума;

$a = \omega\lambda$, ω – средняя частота появления ВС, λ – средняя длительность действия ВС АС.

Аналитический вид плотности вероятности решающей статистики энергетического обнаружителя $P_{\chi^2}(z, n, \sigma_a^2)$ найти достаточно сложно. Поэтому на практике пользуются методами статистического моделирования. Для получения численного результата воспользуемся аппроксимацией [26]. Плотность распределения вероятности обобщенного центрального χ^2 -распределения с числом степеней свободы n и дисперсией σ_a^2 представляется в виде:

$$P_{\chi^2}(z, n, \sigma_a^2) = \frac{z^{\frac{n}{2}-1} \exp\left\{-\frac{z}{2\sigma_a^2}\right\}}{(2\sigma_a^2)^{\frac{n}{2}} \Gamma(n/2)}, \quad (23)$$

где

$$\sigma_a^2 = \frac{\sigma_v^2}{(1-a)\sigma_v^2 + a\sigma^2}$$

Условная плотность распределения вероятностей решающей статистики, при условии, что верна гипотеза H_0 :

$$P_0(z/H_0) = P_{\chi^2}(z, n, \gamma_0) \left[a^{n-2} \left(\frac{\gamma_0}{\sigma_a^2} \right) F_{11} \left(\frac{n}{2}, \frac{z}{2\sigma^2} - \frac{z}{2\sigma_v^2} \right) \right], \quad (24)$$

где

$$\gamma_0 = \frac{\sigma^2}{(1-a)\sigma_v^2 + a\sigma^2},$$

${}_1F_1(A, B, C) = \frac{\Gamma(B)}{\Gamma(A)\Gamma(B-A)} \int_0^1 \exp\{ct\} t^{A-1} (1-t)^{B-A-1} dt$ – вырожденная гипергеометрическая функция Куммера.

Результаты расчета по формуле

$$P_{\text{ЛТ}}(T) = \int_T^\infty P_0(z/H_0) dz$$

приведены на рис. 3.

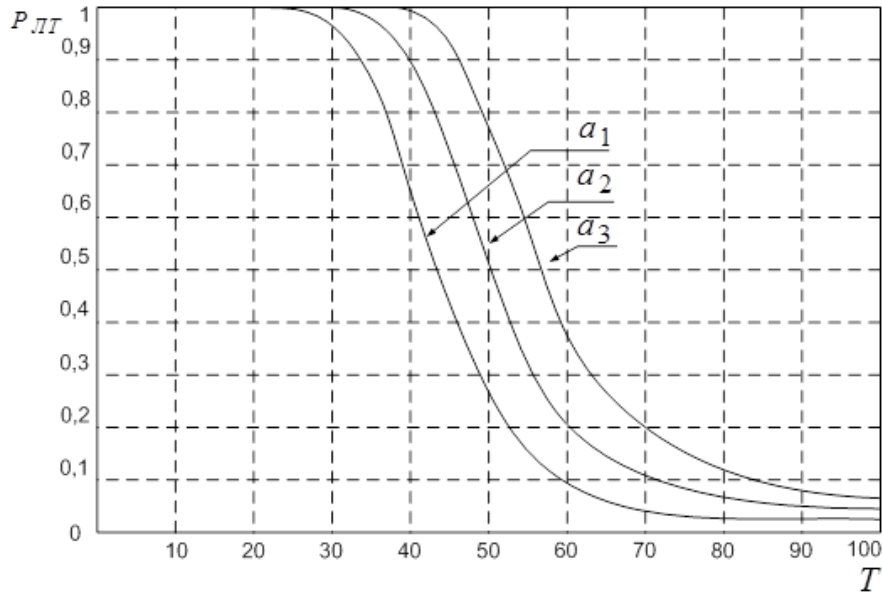


Рис. 3. Зависимость вероятности ложной тревоги от порога обнаружения $P_F(T')$

Реализация получена при $n = 50$ отсчетов ВС и дисперсиях $\sigma_z^2/\sigma_v^2 = 19$ дБ, $a_1 = 0,001$, $a_2 = 0,005$ и $a_3 = 0,01$. Очевидно коэффициент a характеризует долю ограничивающей части совокупного процесса Лихтера.

Из рис. 3 следует, что с увеличением количества одновременно действующих вызывающих сигналов АС вероятность ложной тревоги $P_{\text{ЛТ}}$ снижается. С другой стороны, выбором порога T удается получить требуемое значение $P_{\text{ЛТ}}$.

Особенно значимы являются зависимости качества обнаружения от соотношения сигнал/шум, где в качестве шума – шум Лихтера. Данное отношение выглядит:

$$q = \sqrt{h^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n S_i^2}{\sigma^2}};$$

$$h^2 = \frac{\sum_{i=1}^n S_i^2}{\sigma^2}.$$

Здесь S_i – отсчеты сигнала, $\sigma^2 = \sigma_1^2 + a\sigma^2$ – дисперсия шума Лихтера.

Методом статистического моделирования могут быть получены значения вероятности правильно-

го обнаружения $P_{\text{ПО}}$ при фиксированной вероятности ложной тревоги $P_{\text{ЛТ}}$. Зафиксируем вероятность ложной тревоги на уровне $P_{\text{ЛТ}} = 0,01$.

Вероятность правильного обнаружения $P_{\text{ПО}}$ была рассчитана по приближенной аналитической формуле [26]:

$$P_{\text{ПО}} = 1 - C \left\{ (1-a)^n \exp(-h^2/2) \times \sum_{r=0}^{\infty} \frac{(h^2/2)^r}{r!} \gamma \left(\frac{n}{2} + r, \frac{T}{2\sigma_a^2} \right) + a \exp(-h^2/2) \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-h^2/2)^k}{k!} \gamma \left(\frac{n}{2} + k, \frac{T}{2\gamma_0} \right) \right\}. \quad (25)$$

С помощью зависимости (24) удается описывать эффективность традиционного энергетического обнаружителя. Здесь T – значение порогового уровня, $C = [(1-a)^n + a^n]^{-1}$ – нормированная константа, n – объем выборки.

На рис. 4 представлены графики зависимости вероятности правильного обнаружения $P_{\text{ПО}}(T')$ от порогового уровня, построение в соответствии с (24).

На рис. 5. представлены графики зависимости вероятности правильного обнаружения $P_{\text{ПО}}(h^2)$ при различных фиксированных значениях ОСШ.

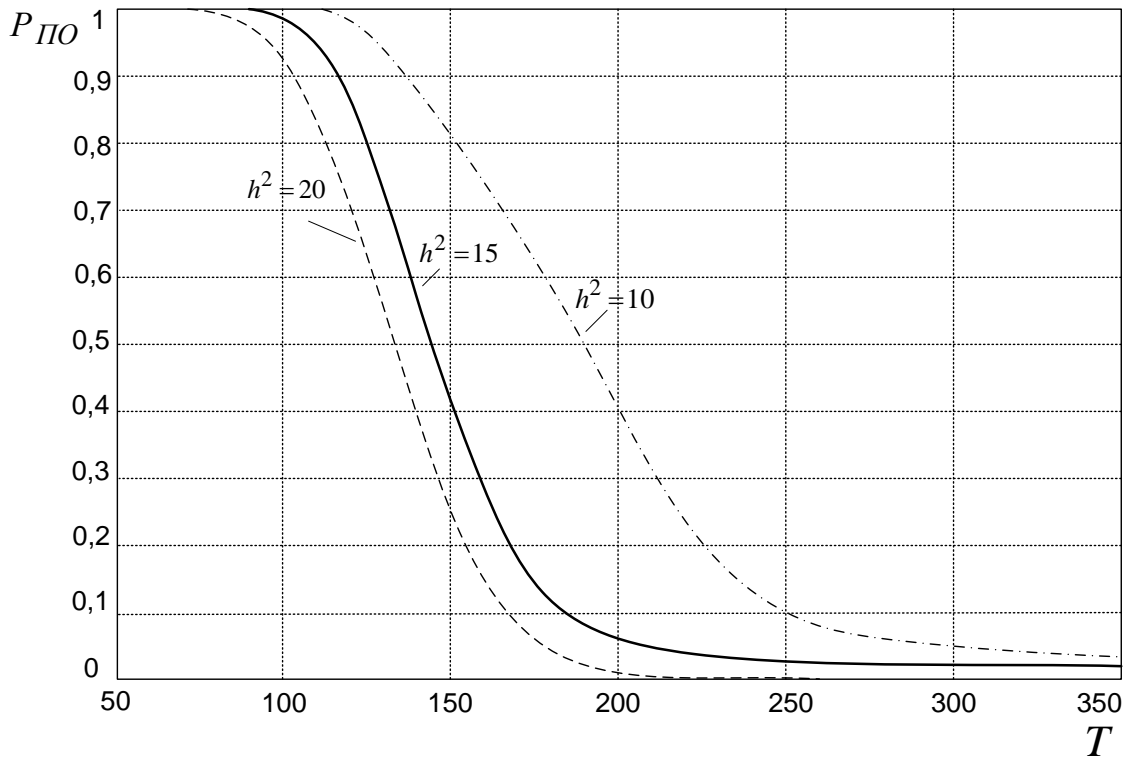


Рис. 4. Зависимости вероятности правильного обнаружения $P_{ПО}$ от порогового уровня T

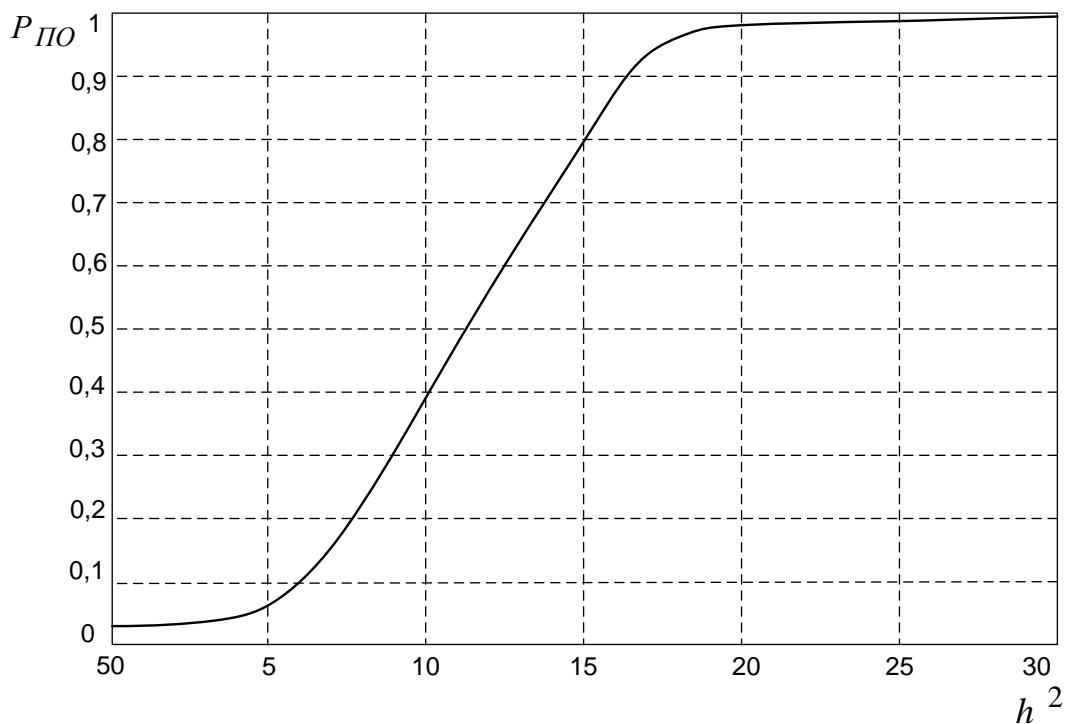


Рис. 5. Зависимости вероятности правильного обнаружения $P_{ПО}$ при различных фиксированных значениях ОСШ

Представленные зависимости позволяют выбирать соответствующие характеристики энергетического обнаружителя и задавать порог T с це

лью фиксации значений $P_{ЛГ}$. Вместе с тем данные характеристики не связаны с временными соотношениями.

7. Результаты исследования и их обсуждение

Методы обнаружения сигналов являются составной частью в решении более общих задач, возникающих в беспроводных телекоммуникационных сетях, поскольку именно процедура обнаружения ВС предваряет предоставление самой услуги абоненту. Особое значение данная процедура приобретает при использовании пространственно-временного доступа, поскольку требуется максимально сократить отрезок времени от начала вызова до предоставления самой услуги.

При использовании пространственно-временного доступа на ВС перед предоставлением услуги необходимо провести ряд процедур по приему и обнаружению ВС каждой активизируемой АС, организовать для каждой из этих АС соответствующую пространственно-поляризационную обработку их сигналов, оценить направления прихода сигналов и числа станций и др. Все это требует значительных вычислительных затрат при условии минимизации времени задержки предоставления услуги.

Минимизация задержки времени для предоставления услуги при пространственно-временном доступе может быть достигнута за счет ряда оптимизационных процедур. К числу таких относятся:

- выбор оптимального решающего правила обнаружения вызывных сигналов;
- оптимальная процедура принятия решения обнаружения ВС АС;
- повышение помехозащищенности вызывных сигналов, принимаемых на фоне теплового шума и наличия ВС других АС;
- повышение эффективности обработки последовательностей ВС и др.

В результате анализа параметрических и непараметрических методов обнаружения ВС: байесовского алгоритма, алгоритма максимального правдоподобия, знаковых и знаково-ранговых алгоритмов, нейронных методов, включая методы Персептрона, Кохонена, Хопфилда, Хэмминга, РБФ и др. в качестве основного выбран метод параметрического энергетического обнаружения, основанного на использовании Q-функций Маркума. В силу простоты энергетический метод обнаружения позволяет минимизировать время обнаружения.

8. Выводы

Произведен анализ характеристик энергетического обнаружения ВС на фоне шума Лихтера, состоящего из независимых компонент ГБШ и совокупности ВС других АС. При этом использована полигауссова аппроксимация шума Лихтера и получены методами машинного моделирования зависимости вероятности ложной тревоги при различных условиях порога обнаружения и различной сигнально-помеховой обстановки, а также характеристики вероятности правильного обнаружения ВС.

Литература

1. Adsul, A. P. Design of Analytical Model for Ultra Wideband System [Text] / A. P. Adsul, S. K. Bodhe // International Journal of Computer Networks & Communications. – 2010. – Vol. 2, Issue 3. – P. 114–124. doi: 10.5121/ijcnc.2010.2309

2. Anh, L. Application of Matrix Pencil Algorithm to Mobile Robot Localization Using Hybrid DOA/TOA Estimation [Text] / L. Anh, N. Duc, D. Kim, S. Lee, S. Chang // International Journal of Advanced Robotic Systems. – 2012. doi: 10.5772/54712

3. Adsul, A. P. Design and Performance Evaluation of Transmitted Reference BPSK UWB Receiver using Simulink [Text] / A. P. Adsul, S. K. Bodhe // (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies. – 2011. – Vol. 2, Issue 6. – P. 2752–2760.

4. Ott, A. T. Performance analysis of a low cost wireless indoor positioning system with distributed antennas [Text] / A. T. Ott, M. Shalaby, U. Siart, E. Kaliyaperumal, T. F. Eibert, J. Engelbrecht, R. Collmann // Advances in Radio Science. – 2011. – Vol. 9. – P. 79–84. doi: 10.5194/ars-9-79-2011

5. Wong, K.-K. Efficient Near Maximum-Likelihood Detection for Underdetermined MIMO Antenna Systems Using a Geometrical Approach [Text] / K.-K. Wong, A. Paulraj // EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking. – 2007. – Vol. 2007, Issue 1. – P. 084265. doi: 10.1155/2007/84265

6. Park, C. A Signal Detection Technique for OFDMA-based Wireless Mesh Networks with TDoAs [Text] / C. Park, J. Choi, Y. S. Cho // ICT Express. – 2015. – Vol. 1, Issue 1. – P. 1–4. doi: 10.1016/s2405-9595(15)30012-6

7. Hassanzadeh, A. PRIDE: A practical intrusion detection system for resource constrained wireless mesh networks [Text] / A. Hassanzadeh, Z. Xu, R. Stoleru, G. Gu, M. Polychronakis // Computers & Security. – 2016. – Vol. 62. – P. 114–132. doi: 10.1016/j.cose.2016.06.007

8. Тихонов, В. И. Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем [Текст] / В. И. Тихонов, В. Н. Харисов. – М.: Радио и связь, 1991. – 608 с.

9. Морозова, Е. О. Нейросетевая обработка сигналов моноимпульсной локации [Текст] / Е. О. Морозова, П. Е. Овчинников, М. Ю. Семенова // Вестник Нижегородского университета им. Н. И. Лобачевского. – 2013. – № 6-1. – С. 62–66.

10. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика [Текст] / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1992. – 118 с.

11. Новикова, Н. М. Математические модели нейросетевых и статистических обнаружителей сигналов [Текст] / Н. М. Новикова, В. Г. Ляликова // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. – 2010. – № 4. – С. 62–68.

12. Татузов, А. Л. Нейронные сети в задачах радиолокации [Текст] / А. Л. Татузов. – М.: Радиотехника, 2009. – 432 с.

13. Левин, Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники [Текст] / Б. Р. Левин. – М.: Радио и связь, 1989. – 656 с.

14. Митрофанов, Д. Г. Моделирование задачи распознавания целей по их радиолокационным изображениям нейросетевым способом [Текст] / Д. Г. Митрофанов, А. В. Сафонов, А. Г. Прохоркин // Радиотехника. – 2007. – № 2. – С. 3–9.

15. Акимов, П. С. Обнаружение радиосигналов [Текст] / П. С. Акимов, Ф. Ф. Евстратов, С. И. Захаров; под ред. А. А. Колосова. – М.: Радио и связь, 1989. – 288 с.

16. Новикова, Н. М. Компьютерное моделирование непараметрических статистических и нейросетевых обнаружителей [Текст] / Н. М. Новикова, В. Г. Ляликова // Радиотехника. – 2011. – № 4. – С. 41–50.

17. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика [Текст] / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 352 с.

18. Прасолова, А. Е. Нейросетевые и статистические алгоритмы в задаче обнаружения сигналов [Текст] / А. Е. Прасолова // Телекоммуникации. – 2010. – № 2. – С. 2–6.

19. Поповський, В. В. Математичні основи теорії телекомунікаційних систем [Текст] / В. В. Поповський, С. О. Сабурова, В. Ф. Олійник, Ю. І. Лосєв, Д. В. Агєєв та ін.; за ред. В. В. Поповського. – Х.: СМІТ, 2006. – 564 с.

20. Зинчук, В. М. Энергетическое обнаружение с постоянным уровнем ложных тревог сигнала с неизвестной амплитудой и формой на фоне гауссовской помехи с неизвестной дисперсией [Текст] / Ю. Г. Сосулин, А. Е. Лимарев, В. М. Зинчук, Ю. Г. Сосулин, А. Е. Лимарев, Ю. Н. Максютя // Радиотехника и электроника. – 2010. – Т. 55, № 10. – С. 1200–1210.

21. Урковиц, Н. Обнаружение неизвестных детерминированных сигналов по энергии [Текст] / Н. Урковиц // ТИИЭР. – 1967. – № 4. – С. 50–59.

22. Scharf, L. Signal detection in Gaussian noise of unknown level: An invariance application [Text] / L. Scharf, D. Lytle // IEEE Transactions on Information Theory. – 1971. – Vol. 17, Issue 4. – P. 404–411. doi: 10.1109/tit.1971.1054668

23. Леман, Э. Проверка статистических гипотез [Текст] / Э. Леман. – М.: Наука, 1979. – 408 с.

24. Zinchuk, V. M. Efficiency of Generalized Marcum Q-Function Computational Algorithms. Vol. 1 [Text]: conference / V. M. Zinchuk, A. Ye. Limarev, Ye. A. Izhbakhtina // Radar. Navigation. Communication. – Voronezh, 1999. – P. 68–82.

25. Kendall, M. Statistical Interference and Relationship [Text] / M. Kendall, A. Stuart. – Moscow: Nauka, 1973.

26. Костылев В. И. Обобщенное энергетическое обнаружение квазидетерминированных сигналов на фоне шума Лихтера [Текст] / В. И. Костылев, И. П. Гресь // Вестник ВГУ, Серия: системный анализ и информационные технологии. – 2014. – № 4. – С. 32–38.

References

1. P. Adsul, A., K. Bodhe, S. (2010). Design of analytical model for ultra wideband system. International Journal of Computer Networks & Communications, 2 (3), 114–124. doi: 10.5121/ijcnc.2010.2309

2. Anh, L., Duc, N., Kim, D., Lee, S., Chang, S. (2012). Application of Matrix Pencil Algorithm to Mobile Robot Localization Using Hybrid DOA/TOA Estimation. International Journal of Advanced Robotic Systems. doi: 10.5772/54712

3. Adsul, A. P., Bodhe, S. K. (2011). Design and Performance Evaluation of Transmitted Reference BPSK UWB Receiver using Simulink. (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, 2 (6), 2752–2760.

4. Ott, A. T., Shalaby, M., Siart, U., Kaliyaperumal, E., Eibert, T. F., Engelbrecht, J., Collmann, R. (2011). Performance analysis of a low cost wireless indoor positioning system with distributed antennas. Advances in Radio Science, 9, 79–84. doi: 10.5194/ars-9-79-2011

5. Wong, K.-K., Paulraj, A. (2007). Efficient Near Maximum-Likelihood Detection for Underdetermined MIMO Antenna Systems Using a Geometrical Approach. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2007 (1), 084265. doi: 10.1155/2007/84265

6. Park, C., Choi, J., Cho, Y. S. (2015). A Signal Detection Technique for OFDMA-based Wireless Mesh Networks with TDoAs. ICT Express, 1 (1), 1–4. doi: 10.1016/s2405-9595(15)30012-6

7. Hassanzadeh, A., Xu, Z., Stoleru, R., Gu, G., Polychronakis, M. (2016). PRIDE: A practical intrusion detection system

for resource constrained wireless mesh networks. Computers & Security, 62, 114–132. doi: 10.1016/j.cose.2016.06.007

8. Tihonov, V. I., Harisov, V. N. (1991). Statisticheskij analiz i sintez radiotekhnicheskikh ustrojstv i sistem. Moscow: Radio i svyaz', 608.

9. Morozova, E. O., Ovchinnikov, P. E., Semenova, M. Ju. (2013). Nejrosetevaja obrabotka signalov monoimpul'snoj lokacii. Vestnik Nizhegorodskogo universiteta im. N. I. Lobachevskogo, 6-1, 62–66.

10. Uossermen, F. (1992). Nejrokompjuternaja tehnika: Teorija i praktika. Moscow: Mir, 118.

11. Novikova, N. M., Ljalikova, V. G. (2010). Matematicheskie modeli nejrosetevykh i statisticheskikh obnaruzhitelej signalov. Nejrokompjutery: razrabotka i primenenie, 4, 62–68.

12. Tatzov, A. L. (2009). Nejronnye seti v zadachah radiolokacii. Moscow: Radiotekhnika, 432.

13. Levin, B. R. (1989). Teoreticheskie osnovy statisticheskoy radiotekhniki. Moscow: Radio i svyaz', 656.

14. Mitrofanov, D. G., Safonov, A. B., Prohorkin, A. G. (2007). Modelirovanie zadachi raspoznavanija celej po ih radiolokacionnym izobrazhenijam nejrosetevym sposobom. Radiotekhnika, 2, 3–9.

15. Akimov, P. S., Evstratov, F. F., Zaharov, S. I.; Kolesov, A. A. (Ed.) (1989). Obnaruzhenie radiosignalov. Moscow: Radio i svyaz', 288.

16. Novikova, N. M., Ljalikova, V. G. (2011). Kompjuterное modelirovanie neparametricheskikh statisticheskikh i nejrosetevykh obnaruzhitelej. Radiotekhnika, 4, 41–50.

17. Kruglov, V. V., Borisov, V. V. (2002). Iskusstvennye nejronnye seti Teorija i praktika. Moscow: Gorjachaja liniya – Telekom, 352.

18. Prasolova, A. E. (2010). Nejrosetevye i statisticheskie algoritmy v zadache obnaruzhenija signalov. Telekommunikacii, 2, 2–6.

19. Popov'skyj, V. V., Saburova, S. O., Olijnyk, V. F., Losjev, Ju. I., Agejev, D. V. et. al.; Popov'skii, V. V. (Ed.) (2006). Matematychni osnovy teorii' telekommunikacijnyh system. Kharkiv: SMIТ, 564.

20. Zinchuk, V. M., Limarev, A. E., Zinchuk, V. M., Sosulin, Ju. G., Limarev, A. E., Maksjuta, Ju. N. (2010). Jenergeticheskoe obnaruzhenie s postojannym urovnem lozhnyh trevog signala s neizvestnoj amplitudoj i formoj na fone gaussovskoj pomehi s neizvestnoj dispersiej. Radiotekhnika i jelektronika, 55 (10), 1200–1210.

21. Urkovic, N. (1967). Obnaruzhenie neizvestnyh deternirovannyh signalov po jenergii. TIIEr, 4, 50–59.

22. Scharf, L., Lytle, D. (1971). Signal detection in Gaussian noise of unknown level: An invariance application. IEEE Transactions on Information Theory, 17 (4), 404–411. doi: 10.1109/tit.1971.1054668

23. Leman, Je. (1979). Proverka statisticheskikh gipotez. Moscow: Nauka, 408.

24. Zinchuk, V. M., Limarev, A. Ye., Izhbakhtina, Ye. A. (1999). Efficiency of Generalized Marcum Q-Function Computational Algorithms. Vol. 1. Radar. Navigation. Communication. Voronezh, 68–82.

25. Kendall, M., Stuart, A. (1973). Statistical Interference and Relationship. Moscow: Nauka.

26. Kostylev V. I., Gres', I. P. (2014). Obobshhjonnoe jenergeticheskoe obnaruzhenie kvazideternirovannyh signalov na fone shuma Lihtera. Vestnik VGU, Serija: sistemnyj analiz i informacionnye tehnologii, 4, 32–38.

*Рекомендовано до публікації д-р техн. наук Агєєв Д. В.
Дата надходження рукопису 11.07.2016*

Москалец Николай Вадимович, кандидат технических наук, доцент, кафедра телекоммуникационных систем, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, пр. Науки, 14, г. Харьков, Украина, 61166

E-mail: mykola.moskalets@nure.ua