

ОБНАРУЖЕНИЕ РАДИОЛОКАЦИОННОГО СИГНАЛА СТАТИСТИЧЕСКИМИ, НЕЙРОСЕТЕВЫМИ ОБНАРУЖИТЕЛЯМИ И ЧЕЛОВЕКОМ–ОПЕРАТОРОМ

Н. М. Новикова

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 15.11.2018 г.

Аннотация. Обработка радиолокационной информации осуществляется в три этапа, связанных между собой. Обнаружение радиолокационного сигнала является первой и самой сложной задачей. При автоматизации этого процесса возникают наибольшие трудности. Рассмотрены классические статистические и нейросетевые алгоритмы обнаружения сигнала. Исследована работа человека-оператора, обнаруживающего сигнал, предъявляемый на экране индикатора. Построены имитационные модели обнаружителей. Проведен натурный эксперимент с группой операторов. В результате вычислительного и натурального экспериментов оценена работа обнаружителей: Байеса, максимального правдоподобия, двухвыборочного знакового, двухслойного перцептрона и нейронной сети РБФ, а также человека-оператора. Оценка производилась по вероятности правильного обнаружения сигнала и фиксированной вероятности ложной тревоги. Анализ этих оценок показал, что нейронная сеть РБФ работает как обнаружитель Байеса. Создана математическая модель, описывающая работу человека-оператора. Полученные результаты могут быть использованы при построении автоматизированных обнаружителей радиолокационного сигнала.

Ключевые слова: сигнал, статистические, нейросетевые обнаружители, имитационные модели, вычислительный эксперимент, натурный эксперимент, человек-оператор.

DETECTION OF THE RADAR SIGNAL BY STATISTICAL, NEURAL NETWORK DETECTORS AND HUMAN OPERATOR

N. M. Novikova

Abstract. Processing of radar data is carried out in three related stages. The detection of the radar signal is the first and most difficult task. The most difficulty occurs when we start automating this process. The classical statistical and neural network signal detection algorithms are considered. The work of a human operator who detects a signal presented on the screen of the indicator is investigated. Simulation models of detectors are constructed. A full-scale experiment was conducted with a group of operators. As a result of computational and full-scale experiments, the work of the following detectors was evaluated: Bayesian, maximum likelihood, two-sample sign, two-layer perceptron and RBF neural network, as well as the human operator. The evaluation was made according to the probability of correct detection of the signal and the fixed probability of a false alarm. Analysis of these evaluations showed that the RBF neural network works as a Bayes detector. A mathematical model describing the work of a human operator is created. The results obtained can be used to build automated radar signal detectors.

Keywords: signal, statistical, neural network detectors, simulation models, computational experiment, full-scale experiment, human operator.

ВВЕДЕНИЕ

Обработка радиолокационной информации представляет собой наиболее важный комплекс задач радиолокационных станций. Назначение обработки — подготовить к выдаче в требуемом виде полную, достоверную и своевременную информацию для потребителя о состоянии воздушной обстановки, появлении и местоположении воздушных целей, параметрах их движения [1].

Обработка радиолокационной информации состоит из нескольких этапов. Первичная обработка радиолокационной информации включает операции обнаружения и измерения параметров сигнала, полученных за период обзора радиолокационной станции, которая проводится как цифровыми, так и аналоговыми средствами.

В аналоговой форме полученные данные высвечиваются на экране электронно-лучевого индикатора человека-оператора. При таком способе радиолокационные сигналы преобразуются в видимое на экране изображение. При цифровой обработке используют быстродействующие программируемые сигнальные процессоры. В таком случае системой первичной обработки информации является система автоматического сопровождения цели, которая выдает данные о дальности цели и об угловых координатах цели.

Вторичная обработка проводится по совокупности радиолокационных отметок, полученных за несколько циклов обзора, и обеспечивает формирование траекторной информации. Третичная обработка состоит в объединении и отождествлении информации, полученной отдельными радиолокационными станциями, входящими в радиолокационную систему. Вторичная и третичная обработки уже осуществляются с помощью компьютеров. Данные информационные задачи решаются за ограниченное время. Обнаружение, измерение и разрешение часто представляют единый процесс обнаружения-измерения-разрешения, а визуальное наблюдение дополняется автоматическим (без участия оператора) или автоматизированным (с участием оператора). Скоротечность изменения радиолокационной обстановки требует высокого темпа выдачи данных.

Основными информационными задачами радиолокации являются следующие: обнаружение целей, измерение координат целей и других параметров их движения, разрешение целей, классификация целей. Эти задачи решаются на всех этапах обработки радиолокационной информации: первичной, вторичной, третичной.

Обнаружение отметок от целей является одним из наиболее важных этапов автоматической обработки. Именно на этом этапе начинают проявляться наибольшие трудности автоматизации процессов обработки радиолокационной информации. Классические подходы к построению автоматических обнаружителей предполагают два основных направления. Это синтез параметрических и непараметрических обнаружителей [2, 3, 4]. Статистическая теория принятия решений является основой построения классических обнаружителей сигналов. Достаточно часто эти обнаружители не работают оптимальным образом, особенно в сложной помеховой обстановке.

Вместо классических подходов при синтезе автоматических обнаружителей оказывается более целесообразным использовать технологии нейронных сетей. Опираясь на способность нейронных сетей обучаться на примерах, удастся построить эффективные методы обнаружения целей.

Национальная военная стратегия США, разработанная в 2004 году, рассматривает информационные войны как одну из возможностей для подавления противника наряду с применением воздушных, наземных, морских и космических сил [5]. Основная задача информационного воздействия подавить автоматические и автоматизированные средства обработки информации, в частности, радиолокационной.

Поэтому возникает актуальная задача исследования и построения имитационной моде-

ли работы человека-оператора, обнаруживающего сигнал на фоне шумов на экране индикатора, а также имитационных моделей статистических и нейросетевых обнаружителей. С помощью натурального и вычислительного экспериментов представляется возможным оценить работу этих моделей.

СТАТИСТИЧЕСКИЕ ОБНАРУЖИТЕЛИ

Оптимальным обнаружителем сигналов является байесовский обнаружитель, когда имеется полная информация о сигналах и помехах. При отсутствии такой информации для обнаружения сигналов используется обнаружитель максимального правдоподобия, но законы распределения помех обычно известны [3].

Рассмотрим алгоритмизацию задачи обнаружения. Пусть на вход приемного устройства в течение времени $[0, T]$ поступает реализация случайного процесса $x(t) = n(t)$ или $x(t) = n(t) + s(\theta_1, \theta_2)$. Здесь $n(t)$ — реализация нормального стационарного процесса с нулевым средним значением и функцией корреляции $K(\tau)$; $s(\theta_1, \theta_2)$ — квазидетерминированный сигнал, т. е. сигнал точно известной формы, содержащий неизвестный неэнергетический параметр θ (время прихода), распределенный с плотностью вероятности $W(\theta)$ на интервале $[\theta_1, \theta_2]$. Положим, что распределение равномерное, тогда $W(\theta) = 1/\theta$. Оптимальный обнаружитель вырабатывает функционал отношения правдоподобия Λ и принимает решение о наличии сигнала путем сравнения Λ с пороговым значением C^* , определяемым критерием оптимальности. Вероятность ложной тревоги α и пропуска сигнала β при обнаружении квазидетерминированного сигнала находят из соотношения

$$P_{\text{л.т.}} = \alpha = P[\Lambda_N > C^*], \quad \beta = \int_{\theta_1}^{\theta_2} W(\theta) P[\Lambda_S < C^*] d\theta. \quad (1)$$

В выражении (1) индексы N и S указывают на отсутствие и наличие сигнала в принятой реализации.

Моделировалось обнаружение сигнала на фоне аддитивного гауссова шума, как байесовским обнаружителем, так и обнаружителем по методу максимального правдоподобия. Моделирование байесовского обнаружителя проводилось для критерия идеального наблюдателя при равных априорных вероятностях наличия и отсутствия сигнала. Формировались функции:

$$\begin{aligned} L_S(\theta) &= d^2 S(\theta_1, \theta_2) + dN(\theta) && \text{— при наличии сигнала;} \\ L_N(\theta) &= dN(\theta) && \text{— при отсутствии сигнала.} \end{aligned}$$

Здесь d^2 — отношение сигнал/шум; $S(\theta_1, \theta_2) = A \exp[-(\theta_1 - \theta_2)^2/2]$ — сигнальная функция. Форма этой функции совпадает с формой выбросов шума, что обеспечивалось использованием согласованного фильтра для обнаружения сигнала, A — амплитуда сигнала. $N(\theta)$ — шумовая функция представляет собой реализацию нормального случайного процесса с нулевым средним значением и функцией корреляции $K(\tau) = S(\theta_1, \theta_2)$. Реализации $L_S(\theta)$ и $L_N(\theta)$ сравнивались с порогом $C = 1$, выбранным в соответствии с критерием идеального наблюдателя. Подсчитывались вероятности ложной тревоги $\alpha_1 = P[L_N(\theta) > 1]$ и пропуска сигнала $\beta_1 = P[L_S(\theta) < 1]$, а также вероятности правильного обнаружения $P_{\text{обн}} = P[L_S > 1]$ при различных отношениях сигнал/шум.

Моделирование обнаружителя максимального правдоподобия проводилось аналогичным образом при тех же условиях. В реализациях $L_S(\theta)$ и $L_N(\theta)$ при $\theta_1 < \theta < \theta_2$, $\theta \in [0, T]$ отыскивались абсолютные максимумы M_S и M_N , т. е.

$$M_S = \max[d^2 S(\theta_1, \theta_2) + dN(\theta)] \text{ и } M_N = \max[dN(\theta)].$$

Величины M_S и M_N сравнивались с нулевым порогом, найденным в [3] для асимптотически оптимального наблюдателя. Затем подсчитывалась вероятность ложной тревоги $\alpha_2 = P[M_N > 0]$, вероятность пропуска сигнала $\beta_2 = P[M_S < 0]$ и вероятность правильного обнаружения $P_{\text{обн}} = P[M_S > 0]$.

В настоящее время широкое распространение получили непараметрические статистические методы, применение которых не предполагает знания функционального вида распределений. Применение непараметрических методов и алгоритмов к описанию работы человека-оператора при обнаружении сигналов на фоне шумов является весьма перспективным по нескольким причинам.

Во-первых, работа человека-оператора происходит в условиях быстро изменяющейся помеховой обстановки, когда информация о сигналах и шумах бывает неполной. Кроме того, представляется, что человек-оператор при принятии решений не использует информацию о функциях распределения сигнала и шума, а использует информацию о свойствах выборки наблюдений.

Во-вторых, для человека-оператора, как показали эксперименты [6], уровень ложных тревог определяется не статистическими характеристиками сигнала и шума, а условиями обнаружения, т. е. известно или неизвестно местоположение сигнала на экране индикатора.

При моделировании непараметрического обнаружителя задача ставилась также как и ранее. Использовался двухвыборочный знаковый алгоритм, основанный на сравнении знаков разностей пар наблюдений исследуемой выборки x_1, x_2, \dots, x_n и чисто шумовой y_1, y_2, \dots, y_n .

$$S = \sum_{i=1}^n h(x_i - y_i), \quad h(x_i - y_i) = \begin{cases} 1, & x_i > y_i; \\ 0, & x_i < y_i. \end{cases} \quad (2)$$

Для принятия решения статистика (2) сравнивается с порогом C . Нетрудно видеть, что число единиц в сумме (2) эквивалентно числу положительных исходов в схеме испытаний Бернулли, поэтому вероятность превышения порога C равна

$$P = (S > C) = \sum_{i=C+1}^n C_n^i p^i (1-p)^{n-i},$$

где $p = P(x > y)$ — вероятность события $x > y$ ($x > 0$); $C_n^i = \frac{n!}{i!(n-i)!}$ — число сочетаний из n по i .

Положим $p = 1/2$, тогда вероятность ложного обнаружения определяется по формуле

$$\alpha = P(S > C | H_0) = \left(\frac{1}{2}\right)^n \sum_{i=C+1}^n C_n^i. \quad (3)$$

Величина порога обнаружения C определяется по формуле (3) по заданной вероятности ложной тревоги α .

Подсчитывались вероятности пропуска сигнала $\beta = P[S < C]$ и вероятности правильного обнаружения $P_{\text{обн}} = P[S > C]$ при различных отношениях сигнал/шум.

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ОБНАРУЖИТЕЛИ

Для решения задачи обнаружения сигнала рассматривалась работа нейронных сетей прямого распространения без обратных связей: двухслойного перцептрона и нейронной сети с радиально-базисными функциями активации или РБФ сети

Двухслойный перцептрон представляет собой двухслойную нейронную сеть без обратных связей (входной слой является первым слоем и выходной — вторым), который работает следующим образом. На его входы поступают входные сигналы, проходящие по синапсам и

образующие выходные сигналы:

$$y_j = F\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij}\right), j = 1, \dots, n,$$

где y_i — i -ый элемент выходного сигнала первого слоя, x_i — i -ый элемент входного сигнала, w_{ij} — значение веса от нейрона i к нейрону j . Полученные выходы поступают на следующие нейроны второго слоя, и выдают единственный выходной сигнал

$$Y = F\left(\sum_{i=1}^n y_i v_i\right),$$

где v_i — i -ое значение веса выходного слоя сети. Данный процесс, происходящий в нейронной сети, может быть записан в следующей матричной форме

$$Y = F(F(XW), V),$$

где X и Y — соответственно входной и выходной сигнальные векторы, $F(s)$ — активационная функция, применяемая поэлементно к компонентам вектора s .

Обучение персептрона сводится к формированию весов связей между первым и вторым слоями по следующей формуле [7]

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \eta y_j^{(q-1)} y_i^{(q)}, \quad (4)$$

где $w_{ij}(p+1)$ — значение веса от нейрона i к нейрону j после подстройки, $w_{ij}(p)$ — значение веса от нейрона i к нейрону j до подстройки, $y_j^{(q-1)}$ — выходное значение j -го нейрона слоя $(q-1)$, $y_i^{(q)}$ — выходное значение i -го нейрона слоя q , w_{ij} — весовой коэффициент синапса, соединяющего эти нейроны, η — коэффициент скорости обучения, p — шаг итерации.

Обучение двухслойного персептрона сводилось к расчету 10000 весовых коэффициентов первого слоя и 100 значений коэффициентов второго слоя по методу обучения Хебба по формуле (4). В общей сложности потребовалось настроить 10100 значений весовых коэффициентов. В качестве активационной функции использовалась сигмоидальная логистическая функция

$$F(x) = 1/(1 + e^{-x}).$$

Данная функция обладает свойством усиливать слабые сигналы и предотвращает от насыщения при больших сигналах.

Под нейронной сетью с радиально-базисными функциями активации или РБФ сетью понимается двухслойная сеть без обратных связей, которая содержит слой скрытых нейронов с радиально симметричной активационной функцией, каждый из которых предназначен для хранения отдельного эталонного вектора (в виде вектора весов) [8]. Математическую основу функционирования РБФ сетей составляет теорема Ковера о разделимости образов. В соответствии с данной теоремой можно осуществить нелинейное преобразование векторов на входе сети в пространство более высокой размерности, что повышает вероятность линейной разделимости этих векторов [9].

Процесс обучения РБФ сети с учетом выбранного типа радиально-базисной функции сводится:

- во-первых, к подбору эталонов, представленных в виде весовых векторов нейронов скрытого слоя;

- во-вторых, к подбору центров r_i по формуле (5) и параметров отклонений σ_i по формуле (6) формы базисных функции;

$$r_i(t+1) = r_i(t) + \alpha_t(x_j(t) - r_i(t)), \quad (5)$$

где $r_i(t+1)$ — значение центра i в момент времени $t+1$; $r_i(t)$ — значение центра i в момент времени t ; α_t — темп обучения,

$$\sigma_i = \sqrt{\left(\sum_{k=0}^{L-1} r_i - r_k\right)^2}. \quad (6)$$

- а, в-третьих, к подбору весов нейронов выходного слоя w_{ij} по формуле (4).

При обучении сети РБФ скрытый слой обучался с помощью алгоритма Кохонена. Данный алгоритм разместит центры таким образом, чтобы они отражали расположение данных. Весовые коэффициенты выходного слоя сети оптимизировались по методу обучения Хебба, по которому обучался и двухслойный персептрон. В качестве эталонных значений в первый образец записывались значения сигнала, а во второй значения гауссовского шума. Для обучения сети потребовался подбор 200 значений эталонов, настройка двух значений центров r_i , одного значения отклонения σ_i , используя евклидово расстояние, и четырех значений весовых коэффициентов второго выходного слоя.

МЕТОДИКА ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Рассмотрим моделирование на компьютере статистических и нейросетевых обнаружителей и эксперимент с человеком–оператором. Алгоритмы обнаружителей сигнала были реализованы в виде программного модуля. Шум моделировался как коррелированный случайный процесс методом скользящего суммирования [11]. Шаг дискретизации при моделировании выбирался равным 0,1 при 5% точности воспроизведения случайного процесса. Сигнальная функция $S(\theta_1, \theta_2)$ складывалась с шумом аддитивно. При моделировании обнаружителей были выбраны следующие параметры: длина реализации (число точек дискретизации) равнялась 100; объем опорной шумовой выборки $m = 20$; количество реализаций, по которым подсчитывалась вероятность обнаружения для каждого отношения сигнал/шум, было равным 100.

Рассмотренные нейронные сети имели число входов, равное числу предъявляемой выборки 100. Нейронная сеть РБФ имела два выхода. Один выход отвечает за присутствие сигнала, второй — за присутствие шума. Двухслойный персептрон имел один выход, который сравнивался с порогом для определения результатов работы сети. Обучение нейронной сети РБФ и двухслойного персептрона проходило следующим образом. Данным сетям на вход случайным образом предъявлялись обучающие выборки, содержащие либо гауссовский шум, либо сигнал. Выборка содержала 100 обучающих примеров. В процессе предъявления на вход сети обучающих примеров определялся выход сети. В зависимости от полученного значения выхода весовые коэффициенты либо изменялись, либо нет. Изменение весовых коэффициентов происходило в соответствии с алгоритмами обучения. Если веса перестали изменяться, значит, для данного примера сеть обучена. Обучение проводилось до тех пор, пока весовые коэффициенты не застабилизуются с точностью до 10^{-10} .

ОБНАРУЖЕНИЕ СИГНАЛА ЧЕЛОВЕКОМ–ОПЕРАТОРОМ

Эксперимент с операторами. В качестве теоретической предпосылки для разработки методики экспериментов использовалось предположение о работе человека-оператора как

оптимального обнаружителя. В основу методики экспериментов по оцениванию выходных характеристик системы «индикатор-оператор» был положен метод «да-нет», известный в современной психофизике [10]. Выходными характеристиками являются: вероятность правильного обнаружения сигнала, вероятность ложной тревоги и зависимость этих параметров от отношения сигнал/шум. Метод заключается в следующем: в каждой отдельной пробе человеку-оператору либо предъявлялся сигнал-раздражитель, либо не предъявлялся. Задача оператора: ответить «да», если он обнаружил сигнал, или — «нет», если сигнал не обнаружен. Пробы, в которых присутствовал сигнал, назовем сигнальными, пробы без сигнала — пустыми. На основе ответов человека-оператора, полученных в сигнальных пробах, вычисляется вероятность обнаружения сигнала $P_{\text{обн}}$, на основе ответов в пустых пробах — вероятность ложной тревоги $P_{\text{л.т.}}$. Как следует из статистической теории обнаружения сигналов, ложные тревоги являются таким же закономерным ответом, как и другие реакции, поэтому использование пустых проб является принципиальным требованием метода. В этом случае исключаются нейтральные ответы, предполагается, что человек-оператор в состоянии разделить свои наблюдения на две категории ответов по какому-либо критерию.

Исследовались психометрические функции (зависимости вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум) человека-оператора в ситуации обнаружения сигнала на фоне шумов. Эти функции имеют вероятностный характер. Основное вероятностное множество психометрической функции человека-оператора порождено следующими причинами: 1) сенсорным шумом, 2) вероятностной характеристикой внешнего воздействия, 3) рассеянием внимания, 4) дефицитом времени наблюдения из-за конечной скорости переработки информации, 5) маскировкой сигнала помехами. Реальная психометрическая функция человека-оператора является результатом суммарного действия указанных выше источников вероятностного множества. Чтобы выяснить логическую основу поведения человека-оператора в ситуации обнаружения сигналов на фоне шумов, необходимо исключить влияние вышеперечисленных причин, кроме последней.

Было проведено две серии экспериментов. В первой серии сигнал предъявлялся оператору в определенном секторе экрана индикатора. Оператор знал сектор, где предъявляется сигнал. Во второй серии экспериментов сигнал появлялся в любом из четырех секторов, на которые разбит экран индикатора, с одинаковой вероятностью. Человек-оператор не знал, в каком секторе будет предъявлен сигнал. Во всех сериях экспериментов вероятность правильного обнаружения определялась по 100 предъявлениям сигнальной пробы для каждого отношения сигнал/шум. Вероятность ложной тревоги определялась по 100 предъявлениям пустой пробы. Чередувание сигнальных и пустых проб осуществлялось по закону случайных чисел.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

В результате имитационного моделирования обнаружителей сигнала, использующих как байесовский алгоритм (первая серия экспериментов), так и алгоритм максимального правдоподобия (вторая серия экспериментов), были получены зависимости вероятности обнаружения сигнала от отношения сигнал/шум. Эти зависимости представлены в таблице 1. Усредненные результаты двух серий экспериментов, проведенных с группой операторов, также представлены в этой таблице. Предполагается, что рассмотренные обнаружители имеют такую же вероятность ложной тревоги, как и человек-оператор. при одинаковом низком уровне ложных тревог ($10^{-4} \div 10^{-8}$).

Из рассмотрения данных, представленных в таблице 1, следует, что между ними существует достаточно большое различие. Для выявления значимости различий были применены критерии однородности хи-квадрат и Вилкоксона. Применение этих критериев показало, что различия значимы при уровне значимости 0,05. Экспериментальные исследования и имитационное моделирование показали, что модели байесовского обнаружителя и обнаружителя

Таблица 1. Сравнение работы человека и оптимальных обнаружителей

| Отношение сигнал/шум | | | 1,0 | 1,5 | 2,0 | 2,5 | 3,0 | 3,5 | 3,5 | 5,5 | 7,0 |
|------------------------------------|------------------------------------|------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Байесовский обнаружитель | Вероятность обнаружения $P_{обн.}$ | Модель | 0,75 | 0,87 | 0,95 | 0,98 | 0,99 | 1,0 | | | |
| | | Человек-оператор | | | | 0,64 | 0,77 | 0,84 | 0,91 | 0,98 | 0,96 |
| Обнаружитель максим. правдоподобия | Вероятность обнаружения $P_{обн.}$ | Модель | | 0,77 | 0,86 | 0,90 | 0,95 | 0,98 | 1,0 | | |
| | | Человек-оператор | | | | 0,61 | 0,77 | 0,83 | 0,9 | 0,95 | 0,98 |

максимального правдоподобия не описывают адекватно поведение человека-оператора при решении задачи обнаружения сигналов.

Как в результате имитационного моделирования непараметрического знакового обнаружителя, так и натурального эксперимента, проведенного с группой операторов, получены также зависимости вероятностей обнаружения сигнала от отношения сигнал/шум и вероятности ложных тревог. Эти результаты представлены в таблице 2.

Таблица 2. Сравнение работы человека и непараметрического обнаружителя

| Отношение сигнал/шум | | 2,0 | 2,5 | 3,0 | 3,5 | 4,0 | 4,5 | 5,0 | 5,5 | 7,0 |
|------------------------------------|------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| Вероятность обнаружения $P_{обн.}$ | Модель 1 | 0,73 | 0,83 | 0,87 | 0,90 | 0,92 | 0,96 | 0,98 | 0,99 | 1,0 |
| | Человек-оператор | | 0,74 | 0,80 | 0,86 | | 0,92 | | 0,98 | 0,99 |
| | Модель 2 | 0,84 | 0,9 | 0,95 | 0,97 | 0,98 | 0,99 | 1,0 | | 1,0 |
| | Человек-оператор | | 0,71 | 0,77 | 0,83 | | 0,93 | 0,95 | | 0,98 |

В таблице 2 модель 1 соответствует первой серии экспериментов, а модель 2 — второй серии. Статистический анализ данных показывает, что адекватным описанием работы человека-оператора в задаче обнаружения как известного сигнала, так и неизвестного, является модель непараметрического двухвыборочного знакового обнаружителя. Применение критериев хи-квадрат и Вилкоксона подтверждает, что не существует значимого различия между данными при уровне значимости 0,05.

Зависимость вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум для человека-оператора можно представить в виде

$$x_{1-\beta} = x_{\alpha} + (s/\sigma)H, \quad (7)$$

где $x_{1-\beta}$ — вероятность правильного обнаружения в квантилях нормального распределения; x_{α} — вероятность ложной тревоги в квантилях нормального распределения при нулевой амплитуде сигнала; s/σ — отношение сигнал/шум; H — некоторый коэффициент, характерный

для человека-оператора. Коэффициент H можно подсчитать для каждого оператора, используя экспериментальные данные. Зависимость между x_α и H выражается уравнением вида:

$$x_\alpha = -2,5H + 0,75. \tag{8}$$

Подставив (8) в (7), получим выражение для характеристики работы среднестатистического оператора, где параметром, характеризующим индивидуальность человека-оператора, будет только вероятность ложной тревоги x_α .

Для рассмотренных нейронных сетей были построены компьютерные модели, на которых проводились такие же вычислительные эксперименты, как и для статистических обнаружителей. Результаты экспериментов представлены в таблице 3.

Таблица 3. Байесовский и нейросетевые обнаружители сигнала

| Отношение сигнал/шум | 1,0 | 1,5 | 2,0 | 2,5 | 3,0 | 3,5 | 4,0 |
|----------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| Алгоритм | | | | | | | |
| Байес | 0,75 | 0,87 | 0,95 | 0,98 | 0,99 | 0,99 | 0,99 |
| Двухсл. персептрон | 0,36 | 0,52 | 0,55 | 0,66 | 0,74 | 0,86 | 0,95 |
| РБФ | 0,68 | 0,71 | 0,85 | 0,94 | 0,96 | 0,98 | 0,99 |

Статистический анализ результатов экспериментов показал, что нейронная сеть РБФ, обученная по рассмотренному алгоритму, работает как обнаружитель Байеса. Двухслойный персептрон имеет вероятностные характеристики значительно хуже, чем сеть РБФ. Применение статистического критерия Вилкоксона подтверждает, что вероятности, полученные для алгоритма нейронной сети РБФ и двухслойного персептрона, извлечены из разных генеральных совокупностей при уровне значимости 0,05.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье подробно рассматриваются три этапа обработки радиолокационной информации: первичный, вторичный и третичный. Первый этап — обнаружение сигналов является самым важным и сложным этапом обработки радиолокационной информации. Особые трудности возникают при автоматизации этого этапа. Для преодоления этих трудностей были рассмотрены статистические, нейросетевые обнаружители и работа человека-оператора. Проведен эксперимент с группой операторов по обнаружению сигнала. Компьютерное моделирование и вычислительные эксперименты с имитационными моделями были проведены со всеми обнаружителями. Статистический анализ работы параметрических обнаружителей Байеса и максимального правдоподобия показал, что эти обнаружители не описывают адекватно работу человека-оператора. Адекватным описанием работы человека-оператора в задаче обнаружения, как известного сигнала, так и неизвестного, является модель непараметрического двухвыборочного знакового обнаружителя. Из рассмотренных обнаружителей только нейронная сеть РБФ работает как обнаружитель Байеса. Полученные результаты могут быть использованы в современных технологиях обработки радиолокационной информации

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Татузов, А. Л. Нейронные сети в задачах радиолокации / А. Л. Татузов. — М. : Радиотехника, 2009. — 432 с.
2. Тихонов, В. И. Статистический синтез и анализ радиотехнических устройств и систем / В. И. Тихонов, В. Н. Харисов. — М. : Радио и связь, 2015. — 608 с.

3. Левин, Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники / Б. Р. Левин. — М. : Радио и связь, 1989. — 718 с.
4. Обнаружение радиосигналов / П. С. Акимов, и др. под ред. А. А. Колосова. — М. : Радио и связь, 1989. — 288 с.
5. Расторгуев, С. П. Информационная война / С. П. Расторгуев. — М. : Радио и связь, 1999. — 416 с.
6. Новикова, Н. М. Вероятностно-временная модель обнаружения сигналов человеком-оператором / Н. М. Новикова // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. — 2004. — Т. 3, № 4. — С. 326–330.
7. Круглов, В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В. В. Круглов, М. И. Длы, Р. Ю. Голунов. — М. : ФИЗМАТЛИТ, 2001. — 224 с.
8. Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов. — М. : Горячая линия – Телеком, 2002. — 352 с.
9. Хайкин, С. Нейронные сети : полный курс / С. Хайкин. — М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. — 1104 с.
10. Бардин, К. В. Проблема порогов чувствительности и психофизические методы / К. В. Бардин. — М. : Наука, 1976. — 456 с.
11. Быков, В. В. Цифровое моделирование в статистической радиотехнике / В. В. Быков. — М. : Сов. радио, 1971. — 325 с.

REFERENCES

1. Tatuzov A.L. Neural networks in radar tasks. [Tatuzov A.L. Neyjronnyye seti v zadachax radiolokacii]. Moscow, 2009, 432 p.
2. Tikhonov V.I., Kharisov V.N. Statistical synthesis and analysis of radio engineering devices and systems. [Tikhonov V.I., Kharisov V.N. Tixonov V.I. Statisticheskijj sintez i analiz radiotexnicheskix ustrojstv i sistem]. Moscow: Radio and communication, 2015, 608 p.
3. Levin B.R. Theoretical foundations of statistical radio engineering. [Levin B.R. Teoreticheskie osnovy statisticheskoyj radiotexniki]. Moscow: Radio and communication, 1989, 718 p.
4. Akimov P.S. et al. under the editorship of Kolosov A.A. Detection of radio signals. [Akimov P.S. i dr. pod red. A.A. Kolosova Obnaruzhenie radiosignalov]. Moscow: Radio and communication, 1989, 288 p.
5. Rastorguev S.P. Information warfare. [Rastorguev S.P. Informacionnaya voyjna]. Moscow: Radio and communication, 1999, 416 p.
6. Novikova N.M. Probabilistic-temporal model of detection of signals by a human operator. [Novikova N.M. Veroyatnostno-vremennaya model' obnaruzheniya signalov chelovekom-operatorom]. *Sistemnyyj analiz i upravlenie v biomedicinskix sistemax — System Analysis and Control in Biomedical Systems*, 2004, vol. 3, no. 4, pp. 326–330.
7. Kruglov V.V., Dly M.I., Golunov R.Yu. Fuzzy logic and artificial neural networks. [Kruglov V.V., Dly M.I., Golunov R.Yu. Nechetkaya logika i iskusstvennye neyjronnyye seti]. Moscow: FIZMATLIT, 2001, 224 p.
8. Kruglov V.V., Borisov V.V. Artificial neural networks. Theory and practice. [Kruglov V.V., Borisov V.V. Iskusstvennye neyjronnyye seti. Teoriya i praktika]. Moscow, 2002, 352 p.
9. Khaikin S. Neural networks: the complete book. [Xayjkin S. Neyjronnyye seti: polnyyj kurs]. Moscow, 2006, 1104 p.
10. Bardin K.V. The problem of sensitivity thresholds and psychophysical methods. [Bardin K.V. Problema porogov chuvstvitel'nosti i psixofizicheskie metody]. Moscow: Nauka, 1976, 456 p.
11. Bykov V.V. Digital modeling in statistical radio engineering. [Bykov V.V. Cifrovoe modelirovanie v statisticheskoyj radiotexnike]. Moscow, 1971, 325 p.

*Новикова Нелля Михайловна, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры вычислительной математики и прикладных информационных технологий, ВГУ, г. Воронеж, Россия
E-mail: nov.nelly@gmail.com*

*Novikova Nellya Mikhailovna, Doctor of Technical Science, Professor, Professor Subdepartment of Computational Mathematics and Applied Information Technology, Voronezh State University, Voronezh, Russia
E-mail: nov.nelly@gmail.com*