

УДК 621.396

ПРОСТРАНСТВЕННАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ИСТОЧНИКОВ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ПРИНЦИПА МАКСИМУМА ЭНТРОПИИ В ЗАДАЧЕ ПАССИВНОЙ ПЕЛЕНГАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МНОГОЛУЧЕВЫХ АНТЕНН

*О. А. Морозов, В. Р. Фидельман, Ю. Е. Чуманкин**

Нижегородский госуниверситет им. Н. И. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Россия

В работе рассмотрены методы пространственной фильтрации входных данных, используемых для пассивной моноимпульсной пеленгации. Предложен алгоритм такой фильтрации с использованием энтропийного подхода. Представлена реализация этого алгоритма с использованием искусственных нейронных сетей. Приведены результаты моделирования его работы для разных конфигураций многолучевых антенн.

ВВЕДЕНИЕ

В различных применениях многолучевых антенн актуальна задача пассивного определения местоположения источника радиоизлучения на основе оценки пеленга на него. Для решения этой задачи, в числе прочих, используются однопозиционные амплитудные моноимпульсные методы определения местоположения источника [1–3], работа которых основана на использовании априорной информации о диаграммах направленности лучей одной многолучевой антенны с несколькими каналами приёма. Каждому каналу приёма соответствует свой луч диаграммы направленности антенны, электрические оси лучей являются пространственно разнесёнными. Считается, что на момент времени пеленгации активен единственный источник. По принятым реализациям сигналов в различных каналах антенной системы проводится оценка амплитуд сигналов A_i , которые затем используются совместно с информацией о диаграммах направленности лучей для вычисления пеленга. Расчёт пеленга проводится не менее чем по трём каналам антенной системы. Угловая погрешность определения пеленга в подобных пассивных системах пеленгации при высоком отношении сигнал/шум (ОСШ) оценивается величиной 0,1 от ширины диаграммы направленности [1].

Традиционные алгоритмы определения пеленга на источник радиоизлучения моноимпульсным методом [1] работают на линейном участке пеленгационной характеристики, которая определяется пересечением главных лепестков диаграмм направленности лучей, или используют аппроксимацию диаграммы направленности гладкими функциями (например, функцией Гаусса) [2]. Однако на практике диаграммы направленности являются многолепестковыми, что существенно усложняет задачу определения пеленга. По сравнению с приёмом сигнала с направлений, соответствующих главным лепесткам диаграмм направленности, при приёме сигнала с направлений, соответствующих боковым лепесткам, существенно возрастает погрешность определения пеленга [2]. Повышение точности оценки пеленга в задачах пассивной амплитудной моноимпульсной пеленгации в сложных условиях (низкое ОСШ, работа на нелинейном участке пеленгационной характеристики, учёт реальных диаграмм направленности) требует применения специализированных алгоритмов, часто характеризующихся сравнительно низкой вычислительной эффективностью, что при обработке большого количества обнаруженных сигналов требует значительных

* chumankinyuriy@nifti.unn.ru

временных и вычислительных ресурсов. Используемые ресурсы можно существенно сократить, если провести предварительную селекцию, т. е. исключить из рассмотрения большинство входных данных, зарегистрированных с направлений, соответствующих боковым лепесткам. Входными данными для задачи селекции является набор зарегистрированных в лучах принимающей антенны амплитуд сигналов. Выходными данными является признак попадания направления, с которого принят сигнал, в главный лепесток диаграммы направленности хотя бы одного луча.

Современные методы обработки сигналов, учитывающие возможность приёма сигналов с направлений, соответствующих боковым лепесткам, основываются на адаптивной компенсации помех путём изменения весовых коэффициентов фазированной антенной решётки [3, 4], либо на учёте данных, принятых с дополнительной ненаправленной антенны [5]. Указанные методы неприменимы в рассматриваемой задаче ввиду отсутствия как возможности управления диаграммой направленности рефлекторной антенны, так и дополнительной ненаправленной антенны. Рассматриваемые в литературе методы углового стробирования, а также их обобщение с использованием нейронной сети [6] разработаны для систем с традиционной четырёхлучевой конфигурацией, в то время как в современных системах пассивной пеленгации количество лучей может быть значительно больше.

Целью данной работы является разработка и оценка работоспособности метода предварительной селекции сигналов при пассивной пеленгации с использованием единственной многолучевой рефлекторной антенны.

1. МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ И ПРИНЯТЫЕ ДОПУЩЕНИЯ

Описание диаграммы направленности и положения источника излучения ведётся в системе координат азимутального угла φ и угла места θ , диаграмма направленности дискретизуется с равномерным шагом по указанным координатам. Набор зарегистрированных в лучах принимающей антенны амплитуд сигналов задаётся выражением

$$A_i = A_0 d_i(\varphi_0, \theta_0), \quad (1)$$

где A_i — амплитуда сигнала, принятого i -м лучом диаграммы направленности, A_0 — амплитуда сигнала с направления на источник, d_i — диаграмма направленности i -го луча, (φ_0, θ_0) — направление на источник излучения.

В задачах пассивной пеленгации наиболее распространён метод, основанный на использовании суммарно-разностной пеленгационной характеристики, который состоит в решении системы нелинейных уравнений относительно пеленга (φ_0, θ_0) [7]:

$$\frac{A_i - A_j}{A_i + A_j} = \frac{d_i(\varphi_0, \theta_0) - d_j(\varphi_0, \theta_0)}{d_i(\varphi_0, \theta_0) + d_j(\varphi_0, \theta_0)}. \quad (2)$$

Как правило, значения амплитуд A_i принятого излучения в различных каналах нормируют на значение максимальной по всем каналам амплитуды A_{\max} принятого излучения:

$$\xi_i = A_i / A_{\max}.$$

В общем случае решение системы нелинейных уравнений (2) сводится к оптимизации некоторого функционала, например функционала среднеквадратичного рассогласования, и требует значительных временных и вычислительных ресурсов. Рассматриваемый в работе метод предварительной селекции сигналов позволяет эффективно проводить анализ входных данных алгоритма пеленгации и не решать задачу пеленгации (2) для данных, дающих заведомо неудовлетворительную погрешность оценки пеленга.

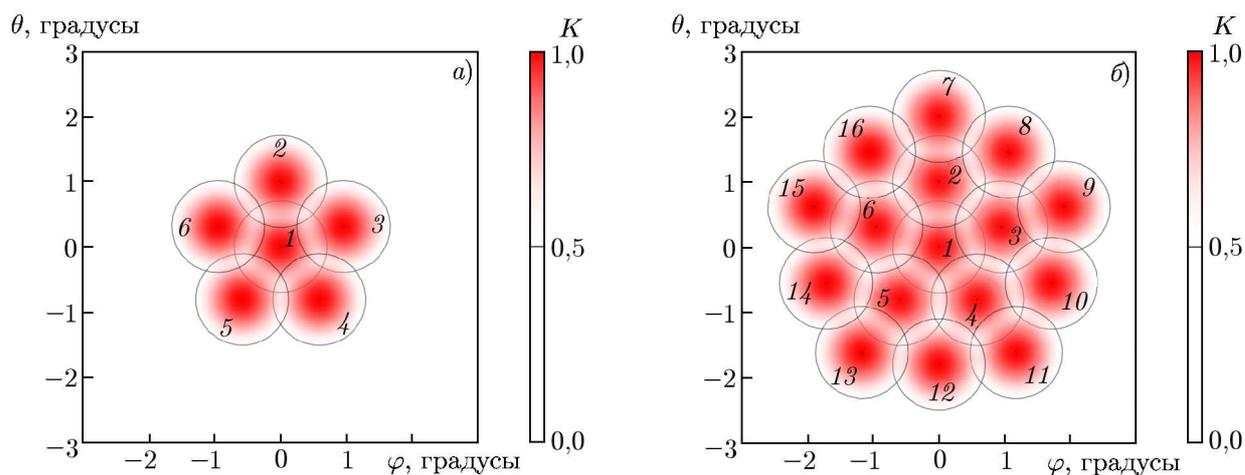


Рис. 1. Диаграммы направленности, использованные в моделировании (K — коэффициент усиления): шестилучевая (а) и шестнадцатилучевая (б)

В процессе функционирования пассивных пеленгационных систем регистрация амплитуд происходит на фоне шума, характерное требуемое ОСШ при эом составляет $3 \div 20$ дБ [2, 7, 8]. Из существующего набора методов определения значений амплитуд [9–12] в случае неизвестного детектируемого сигнала применима методика оценки амплитуды по энергии сигнала [12]. При использовании этой методики относительное среднеквадратичное отклонение значений амплитуды σ_A составляет около 0,3 при ОСШ = 3 дБ, в связи с чем в данной работе приведены результаты моделирования для двух значений среднеквадратичных отклонений амплитуд: 0,0 и 0,3. Необходимо отметить, что немонотонность функционала пеленгационной характеристики вследствие наличия боковых лепестков диаграммы направленности ведёт к появлению большого количества ложных пеленгов, из-за чего абсолютная точность классификации не будет достигаться даже при отсутствии шума.

Для дальнейшего рассмотрения выбраны две типичные модельные многолучевые диаграммы направленности. На рис. 1 приведены диаграммы направленности лучей, линии уровня, соответствующие половине максимального коэффициента усиления, а также нумерация приёмных каналов. Лучи диаграммы направленности антенны задаются выражением

$$d_i(\varphi, \theta) = \frac{2\sigma J_1[\sqrt{(\varphi - \varphi_{0i})^2 + (\theta - \theta_{0i})^2} / \sigma]}{\sqrt{(\varphi - \varphi_{0i})^2 + (\theta - \theta_{0i})^2}}. \quad (3)$$

Здесь φ_{0i} — азимутальный угол главного максимума i -го луча, θ_{0i} — угол места главного максимума i -го луча, σ — ширина главного максимума, J_1 — функция Бесселя первого порядка.

Для выбранных конфигураций диаграммы направленности в пространстве углов нет областей, в которых одновременно перекрываются главные лепестки более чем трёх лучей, поэтому направление, с которого принято излучение, попадает либо в область, соответствующую главному лепестку одного, двух или трёх лучей, либо в область, которая не соответствует главному лепестку ни одного из лучей. Распределения по каналам амплитуд сигналов, принятых шестнадцатилучевой антенной с направлений $(1,0^\circ; 1,0^\circ)$ и $(2,0^\circ; 2,5^\circ)$ приведены на рис. 2. Указанные распределения являются входными данными для алгоритма селекции зарегистрированных сигналов.

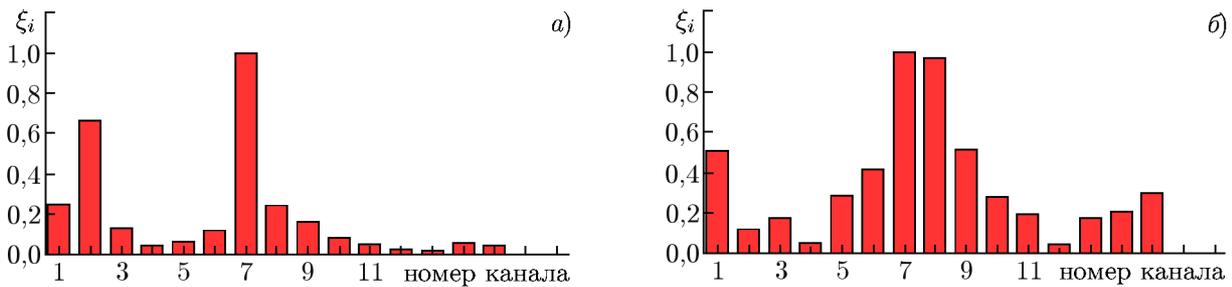


Рис. 2. Распределения по каналам амплитуд сигналов, принятых антенной с шестнадцатилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ с направления $(1,0^\circ; 1,0^\circ)$ (а) и $(2,0^\circ; 2,5^\circ)$ (б)

2. ТЕОРЕТИКО-ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ СЕЛЕКЦИИ

Можно отметить, что при приёме сигнала с направления, попадающего в область главного лепестка одного из лучей диаграммы направленности (случай I), в распределении выделяется несколько амплитуд с относительно большими значениями, в то время как остальные значительно меньше их по величине. Для случая приёма сигнала с направления, соответствующего области боковых лепестков (случай II), значения амплитуд распределены более равномерно. Для подчёркивания неравномерности набора значений амплитуд в работе рассматриваются нормированные квадраты значений относительных амплитуд ($\alpha_i \propto \xi_i^2$). Известно, что конечному набору неотрицательных чисел α_i , сумма которых равна единице, можно сопоставить значение энтропии Шеннона [13]

$$H(\alpha_0, \dots, \alpha_N) = - \sum_{i=0}^N \alpha_i \log_2 \alpha_i, \quad \sum_{i=0}^N \alpha_i = 1, \quad (4)$$

где N — количество лучей в диаграмме направленности.

Энтропия, вычисленная для распределения значений нормированных квадратов амплитуд по каналам, характеризует неравномерность распределения их значений. Единицей измерения энтропии является бит. Согласно свойствам энтропии, случаю I будет соответствовать меньшая энтропия распределения амплитуд, случаю II — большая. Задав экспериментальный порог t значения энтропии, оказывается возможным разделить точки, соответствующие случаям I и II. На рис. 3 и 4 представлены значения функционала информационной энтропии амплитуд в зависимости от направления, с которого был принят сигнал.

При приёме сигнала из области направлений, соответствующих боковым лепесткам диаграммы направленности, погрешность определения пеленга на источник радиоизлучения значительно больше, чем при приёме из области направлений, соответствующих главным лепесткам (рабочая область) [2]. Предполагается что область, в которой значение коэффициента усиления как минимум в одном луче превышает половину максимального значения коэффициента усиления, соответствует рабочей области. Для определения принадлежности направления, с которого был принят сигнал, к рабочей области предлагается следующий алгоритм:

- 1) расчёт энтропии набора нормированных значений квадратов относительных амплитуд;
- 2) сравнение значения энтропии с порогом t (определение значения порога рассматривается далее);
- 3) при превышении порога считается, что направление не принадлежит рабочей области; в противном случае полагается, что направление принадлежит рабочей области.

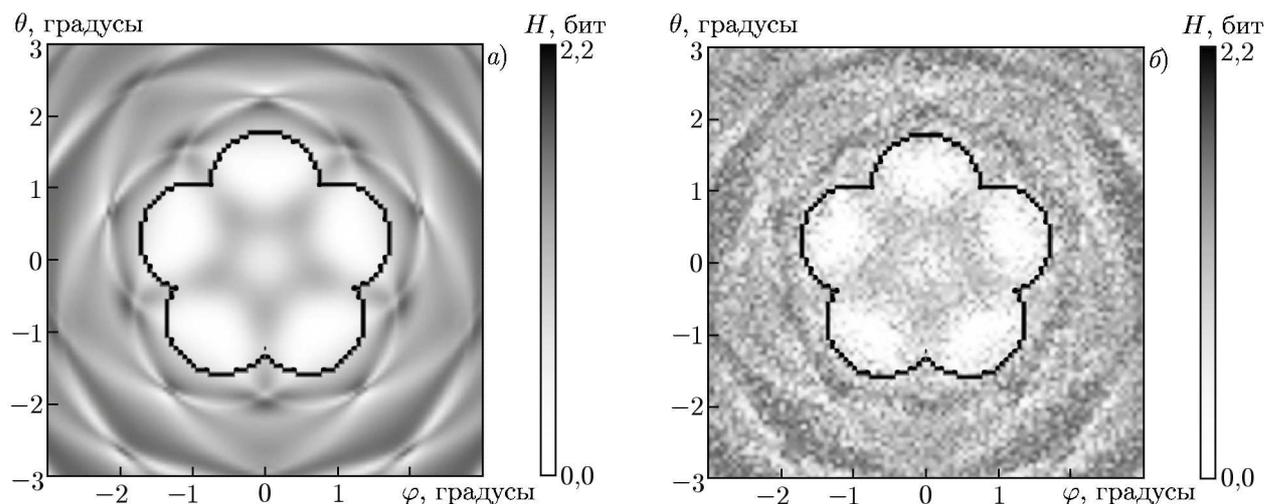


Рис. 3. Зависимость значения энтропии набора амплитуд принятых сигналов от направления, с которого был принят сигнал, для шестилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

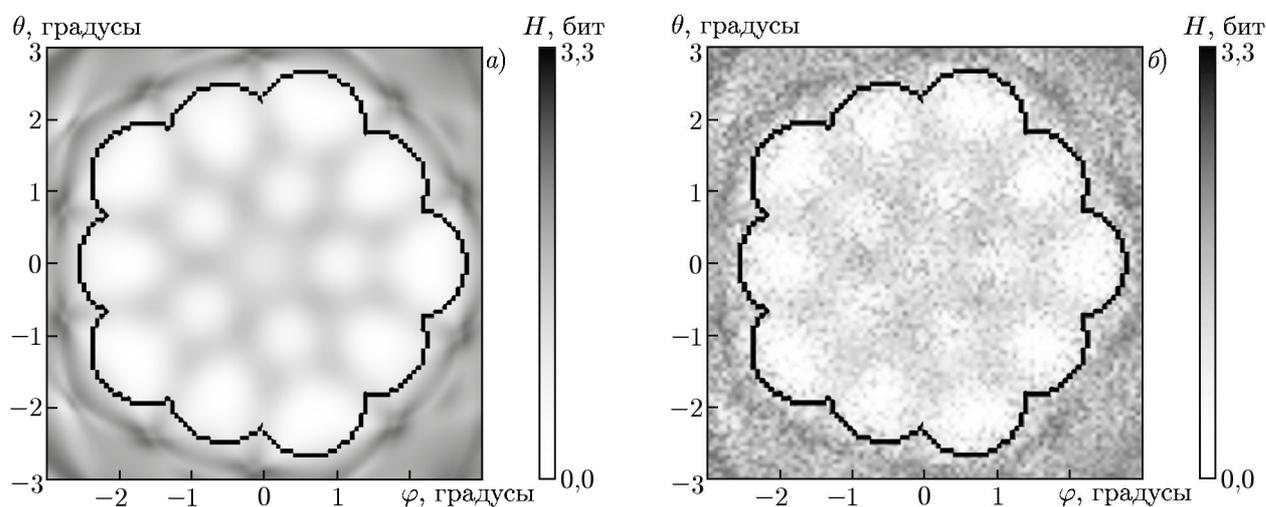


Рис. 4. Зависимость значения энтропии набора амплитуд принятых сигналов от направления, с которого принят сигнал, для шестнадцатилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

3. НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ СЕЛЕКЦИИ

На рис. 3 и 4 обозначена рабочая область, которую можно выделить из области определения диаграммы направленности по значению энтропии как функции амплитуд. Это означает, что пространство углов φ , θ делимо по признакам, зависящим от амплитуд зарегистрированных сигналов. Следовательно, в решении задачи селекции возможно использование нейросетевого классификатора [14], разделяющую функцию которого можно сформировать целенаправленным подбором весов связей сети при обучении. Разделяющая функция классификатора схожа с энтропией, но за счёт учёта дополнительной информации отклоняется от неё, что приводит к повышению вероятности верного решения задачи. Входными данными для классификатора является набор зарегистрированных амплитуд, выходными данными — решение о принадлежности сигнала к рабочей области. Для обучения нейросетевого классификатора необходимо сформировать

пакет данных, содержащий входы и соответствующие им выходы. Такой пакет формируется при проведении моделирования достаточно большого количества регистраций сигналов с определённых направлений.

При выборе набора амплитуд в качестве входов нейронной сети количество нейронов входного слоя будет равно количеству лучей диаграммы направленности антенны, зарегистрировавшей сигнал. В выходной слой предлагается поместить один нейрон. При выходном сигнале большем 0,5 считается верной гипотеза о том, что зарегистрированный сигнал излучён из рабочей области, в противном случае принимается гипотеза о том, что сигнал излучён не из рабочей области. Для задач классификации с заранее определённым набором классов удобно использовать многослойный персептрон. Последний представляет собой обучаемый конечный автомат, позволяющий аппроксимировать нелинейное отображение. В качестве архитектуры нейронной сети выбран персептрон с логистической активационной функцией [14]

$$f(x) = \frac{1}{1 - \exp(-\gamma x)}, \quad (5)$$

где параметр γ взят равным 2.

В общем случае данные классифицируются с использованием невыпуклых многосвязных областей; подобную классификацию способен проводить персептрон с количеством скрытых слоёв не менее двух [14]. Подавляющее большинство реальных задач относится к этому случаю, поэтому количество скрытых слоёв в персептроне выбрано равным 2. Оптимальное количество нейронов в скрытых слоях зависит от количества нейронов во входных и выходных слоях, поэтому для диаграмм направленности с разным количеством лучей использовались разные конфигурации нейронных сетей. Для шестилучевой диаграммы направленности количество нейронов в первом и втором скрытых слоях равно 6, соответственно для шестнадцатилучевой диаграммы направленности количество нейронов в первом и втором скрытых слоях равно 16. Для обучения персептрона использован метод эластичного распространения ошибки (resistant propagation) с адаптивным изменением шага [15], который является модификацией метода обратного распространения ошибки. В ходе работы алгоритм учитывает только знак производной функционала ошибки, не учитывая величину её модуля. Это позволяет ускорить сходимость алгоритма обучения при оптимизации функционалов в форме «оврага» в окрестности минимума. Согласно работе [15], модификация весов проводится в соответствии с выражением

$$\omega_{ijk}^{(n+1)} = \omega_{ijk}^{(n)} + \text{sign} \left(\frac{\partial E^{(n+1)}}{\partial \omega_{ijk}} \right) \mu \eta, \quad \eta = \begin{cases} n_+, & \frac{\partial E^{(n+1)}}{\partial \omega_{ijk}} \frac{\partial E^{(n)}}{\partial \omega_{ijk}} > 0; \\ 0, & \frac{\partial E^{(n+1)}}{\partial \omega_{ijk}} \frac{\partial E^{(n)}}{\partial \omega_{ijk}} = 0; \\ n_-, & \frac{\partial E^{(n+1)}}{\partial \omega_{ijk}} \frac{\partial E^{(n)}}{\partial \omega_{ijk}} < 0. \end{cases} \quad (6)$$

Здесь n — номер итерации алгоритма оптимизации, ω_{ijk} — связь между нейроном с индексом j из слоя с индексом i и нейроном с индексом k из слоя с индексом $i + 1$, E — квадратичная функция ошибки, значения параметров μ , η_+ , η_- выбраны равными 0,25; 1,20 и 0,50 соответственно. Последние подобраны на основе проведённых предварительных исследований таким образом, чтобы максимально сократить время обучения без существенного увеличения вероятности неверной классификации.

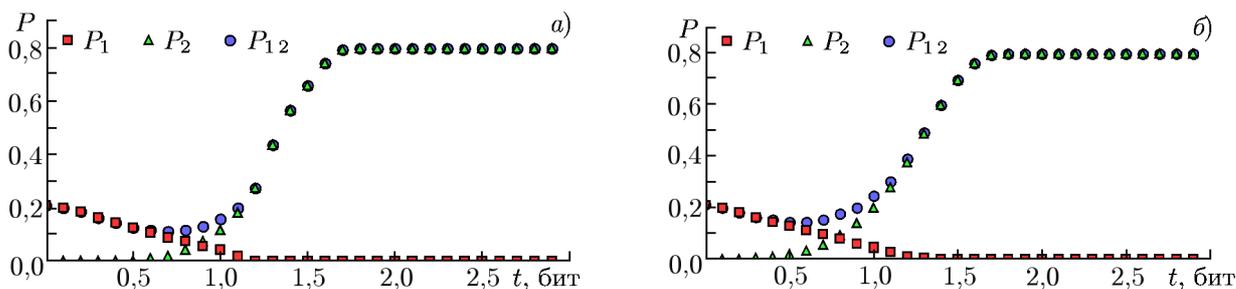


Рис. 5. Зависимость вероятности ошибки от порога t для шестилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

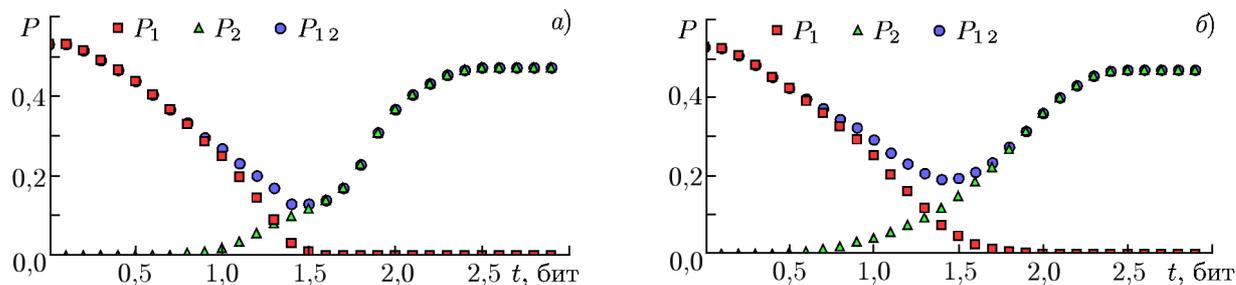


Рис. 6. Зависимость вероятности ошибки от порога t для шестнадцатилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

4. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Предложенные алгоритмы определяют принадлежность направления, с которого был принят сигнал, к рабочей области, не решая саму задачу определения пеленга. Это позволяет избежать решения задачи поиска пеленга вне рабочей области и существенно сократить используемые временные и вычислительные ресурсы при обработке большого количества обнаруженных сигналов.

Задача селекции является по сути задачей проверки статистических гипотез, при решении которой возможно допустить ошибку первого или второго рода [16]. Ошибкой первого рода является принятие алгоритмом селекции решения о вычислении пеленга для направления, не попадающего в рабочую область. Ошибкой второго рода является принятие решения об исключении из рассмотрения набора амплитуд сигнала, принятого с направления, принадлежащего рабочей области. Для применения алгоритма, основанного на теоретико-информационном подходе, необходимо выбрать порог t . Для вычисления вероятности ошибок проведено моделирование приёма сигнала с 10 000 направлений, равномерно распределённых по области моделирования $\varphi \in [-3^\circ; 3^\circ]$, $\theta \in [-3^\circ; 3^\circ]$. Получены зависимости вероятностей ошибок первого рода (P_1), второго рода (P_2), первого или второго рода (P_{12}) от порога t . Результаты представлены на рис. 5 и 6.

В практических целях целесообразно выбрать порог в области минимума P_{12} . При выборе порога также необходимо учесть, что ошибка второго рода (исключение из рассмотрения сигнала принятого из рабочей области) является более критичной по сравнению с ошибкой первого рода (принятие алгоритмом решения о вычислении пеленга для направления, не попадающего в рабочую область). Выбранные пороги t и вероятности ошибок представлены в табл. 1. Для применения алгоритма, основанного на нейросетевом подходе, необходимо провести предварительное обучение классификатора. Для этого проведено моделирование выборки принятых сигналов. Условия моделирования аналогичны условиям моделирования выборки для вычисления вероятности ошибок. При обучении в качестве желаемых выходов использовались значения «0», если направление, с которого принят сигнал, попадает в рабочую область, и «1» в противном случае.

Таблица 1. Результаты моделирования селекции с использованием теоретико-информационного подхода

	шестилучевая диаграмма направленности, $t = 1,1$ бит		шестилучевая диаграмма направленности, $t = 1,9$ бит	
	$\sigma_A = 0,0$	$\sigma_A = 0,3$	$\sigma_A = 0,0$	$\sigma_A = 0,3$
P_1	0,04	0,05	0,02	0,06
P_2	0,07	0,18	0,08	0,15
P_{12}	0,11	0,23	0,10	0,21

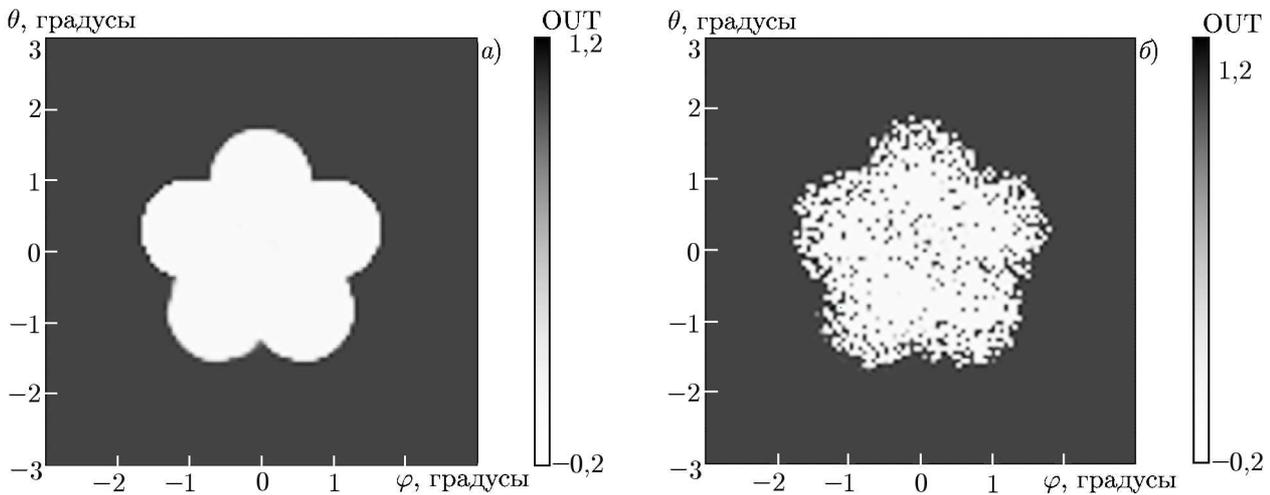


Рис. 7. Зависимость величины выхода нейронной сети OUT от направления, с которого принят сигнал, для шестилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

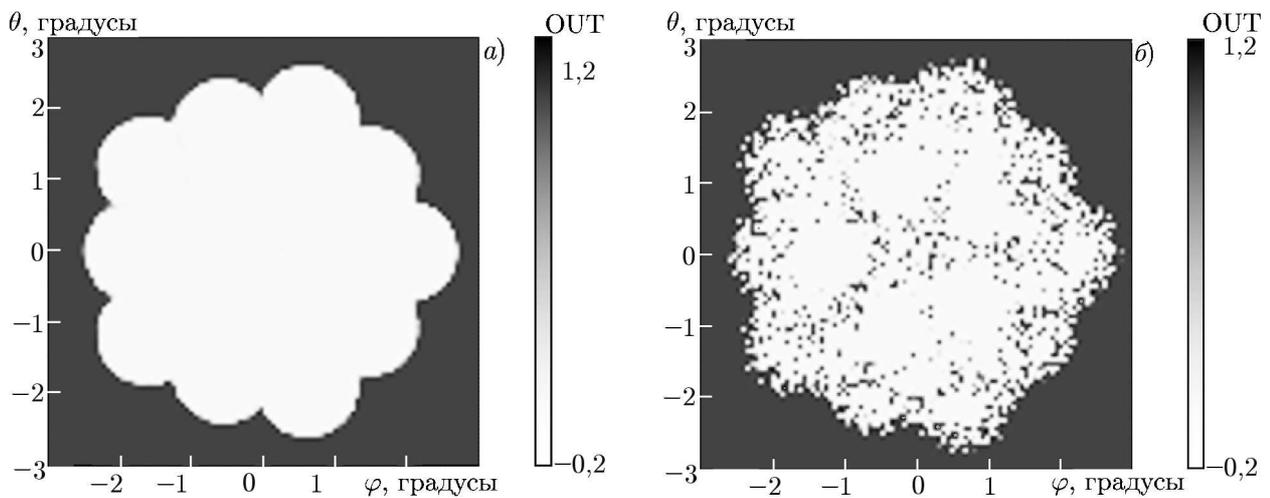


Рис. 8. Зависимость величины выхода нейронной сети OUT от направления, с которого принят сигнал, для шестнадцатилучевой диаграммы направленности при $\sigma_A = 0,0$ (а) и $\sigma_A = 0,3$ (б)

При выполнении расчётов использовалась реализация нейронных сетей из библиотеки Accord.NET [17]. На рис. 7 и 8 представлены зависимости выходов нейронных сетей от направления приёма сигнала. Тестирование алгоритма с использованием нейронной сети проведено на тех же данных, что и тестирование алгоритма с использованием теоретико-информационного подхода.

Из рис. 3, 4 и 7, 8 видно, что значения выхода нейронной сети и функционала энтропии в за-

Таблица 2. Результаты моделирования селекции с использованием нейросетевого подхода

	шестилучевая диаграмма направленности		шестилучевая диаграмма направленности	
	$\sigma_A = 0,0$	$\sigma_A = 0,3$	$\sigma_A = 0,0$	$\sigma_A = 0,3$
P_1	<0,001	0,04	<0,001	0,07
P_2	0,001	0,01	<0,001	0,02
P_{12}	0,001	0,05	<0,001	0,09

висимости от направления, с которого был принят сигнал, схожи между собой. Также можно отметить, что нейросетевой подход обеспечивает лучшую разделимость наборов амплитуд, что подтверждается численным экспериментом. Вероятности ошибок при использовании алгоритма селекции, основанного на нейросетевом подходе, представлены в табл. 2.

В проведённых экспериментах вероятность ошибки при использовании нейросетевого подхода значительно ниже, чем при использовании теоретико-информационного. При отсутствии шумов это объясняется адаптацией нейронной сети под данные, на которых происходит обучение. При наличии шумов снижение вероятности ошибки достигается за счёт сохранения информации о номере канала, зарегистрировавшего сигнал.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложены методы пространственной фильтрации сигналов в задаче моноимпульсной пеленгации. Алгоритм, основанный на теоретико-информационном подходе, предполагает проведение селекции по экспериментально подобранному порогу энтропии. Алгоритм, основанный на нейросетевом подходе, предполагает проведение селекции по значению выхода нейросетевого классификатора. Использование предложенных методов пространственной фильтрации позволяет выделить большинство наборов амплитуд зарегистрированных сигналов, для которых ошибка пеленгации с большой вероятностью будет превышать максимально допустимую. Нейросетевой подход обеспечивает существенно большую вероятность верной селекции по сравнению с теоретико-информационным подходом. Необходимо отметить, что при отсутствии точного знания диаграммы направленности решения, принятые с использованием теоретико-информационного подхода, можно использовать в качестве обучающих данных для нейросетевого классификатора.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Леонов А. И., Фомичев К. И. Моноимпульсная радиолокация. М.: Радио и связь, 1984. 312 с.
2. Логинов А. А., Морозов О. А., Семёнова М. Ю. // Вестник ННГУ им. Н. И. Лобачевского. 2010. № 5, ч. 2. С. 358.
3. Гуменюк А. Ю., Зайцев А. Г., Тимаков Д. А., Линкевичиус А. П. // Вестник Московского гос. техн. ун-та им. Н. Э. Баумана. Сер. «Приборостроение». 2016. Т. 110, № 5. С. 26.
4. Болховская О. В., Душко И. В., Панфилов А. В., Флакман А. Г. // Антенны. 2012. Т. 177, № 2. С. 47.
5. Тяпкин В. Н., Лубкин И. А. // Вестник Сибирского гос. аэрокосмического ун-та им. ак. М. Ф. Решетнева. 2010. Т. 28, № 2. С. 39.
6. Гаврилов К. Ю., Богословская М. А. // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2008. Т. 6, № 9. С. 9.

7. Логинов А. А., Морозов О. А., Семёнова М. Ю., Фидельман В. Р. // Изв. вузов. Радиофизика. 2013. Т. 56, № 7. С. 505.
8. Cui G., Liu J., Li H., Himed B. // Signal Processing. 2015. V. 108. P. 389.
9. Cai F., Fan H., Song Z., Fu Q. // Chinese J. Aeronautics. 2015. V. 28. P. 1485.
10. Похотин В. А., Молостова С. В. // Вестник Балтийского федерального ун-та им. И. Канта. Сер. физ.-мат. и техн. науки. 2010. № 4. С. 112.
11. Волхонская Е. В., Коротей Е. В., Власова К. В. // Вестник Балтийского федерального ун-та им. И. Канта. Сер. физ.-мат. и техн. науки. 2015. № 4. С. 56.
12. Горяинов В. Т., Журавлёв А. Г., Тихонов В. И. Статистическая радиотехника. Примеры и задачи. М.: Сов. радио, 1980. 544 с.
13. Janes E. T. // Phys. Rev. 1957. V. 106, No. 4. P. 620.
14. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М., Санкт-Петербург, Киев: Вильямс, 2016. 1104 с.
15. Mushgil H., Alani H., George L. // Int. J. Sci. Engineering Res. 2015. V. 9, No. 6. P. 773.
16. Гришин Ю. П., Ипатов В. П., Казаринов Ю. М. Радиотехнические системы. М.: Высшая школа, 1990. 496 с.
17. http://accord-framework.net/docs/html/R_Project_Accord_NET.htm (дата обращения: 22.05.2018).

Поступила в редакцию 27 сентября 2018 г.; принята в печать 27 февраля 2019 г.

**SPATIAL FILTERING OF SIGNAL SOURCES ON THE BASIS OF THE PRINCIPLE
OF MAXIMUM ENTROPY IN THE PROBLEM OF PASSIVE DIRECTION
FINDING USING MULTIBEAM ANTENNAS**

O. A. Morozov, V. R. Fidelman, and Yu. E. Chumankin

We consider the methods of spatial filtering of input data used for passive monopulse direction finding. The algorithm of such filtering using the entropy approach is proposed. This method is realized using artificial neural networks. The results of simulation of its operation for various configurations of the multibeam antennas are presented.