

Обнаружение сигнала сквиттера в режиме S с применением многослойного персептрона

С.Н. Данилин¹, С.А. Щаников¹, А.А. Ивентьев¹

¹Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых, Горького87, Владимир, Россия, 600000

Аннотация. Работа посвящена решению задачи обнаружения сигнала сквиттера режима S АЗН-В на фоне шумов и помех с применением искусственных нейронных сетей на примере многослойного персептрона. В работе описан процесс выбора параметров сети, обучения и тестирования. Проведены исследования влияния алгоритма обучения и количества нейронов на вероятность обнаружения сигнала. Разработаны методы снижения вероятности ошибки за счет предварительной обработки выборки сигнала. Достигнута вероятность обнаружения 99,5% при отношении сигнал-шум 14дБ.

1. Введение

Воздушные суда обмениваются с наземными станциями информацией в виде радиосигналов. Идентификация сигналов разных режимов передачи данных является частью процесса опознавания воздушных судов. Такие сигналы приходят на станции в виде последовательности бит, которые без расшифровки и подавления шумов практически невозможно прочесть. Они несут в себе важную информацию, например номер борта, государственную принадлежность, количество пассажиров, маршрут следования и т.д. Распознавание таких сообщений на фоне шумов является важной практической задачей [1].

В статье рассматривается работа средств опознавания с сигналом режима S. Это самый современный режим опознавания объектов [2]. Устройства, работающие с другими типами сигналов, отвечают на запросы каждый раз, когда по ним проходит луч локатора. Если же устройство работает с сигналом режима S, то появляется возможность опросить только конкретное воздушное судно – остальные устройства не ответят на запрос. Это решает проблему засорения эфира множеством ответов от других устройств. Но на практике всегда есть вероятность потерять в потоке шума даже качественный сигнал.

Анализ отечественных и зарубежных научно-технических источников показал [3], что применение искусственных нейронных сетей (ИНС) позволит вывести решение задачи идентификации сигналов на более качественный уровень. За счет параллельного принципа работы ИНС снизят вычислительные затраты, тем самым повысив пропускную способность и быстродействие системы опознавания. Кроме того, ИНС с большой вероятностью обнаруживают сигналы на фоне помех [4-5].

2. Методы

Авторами разработана имитационная модель (ИМ) ИНС, позволяющая осуществлять синтез ИНС и оценку качества распознавания сигнала сквиттера режима S во входящем сигнале по

преамбуле. Преамбула – это часть сигнала, которая позволяет установить место начала информационного блока в сообщении и запустить его расшифровку (рисунок 1).

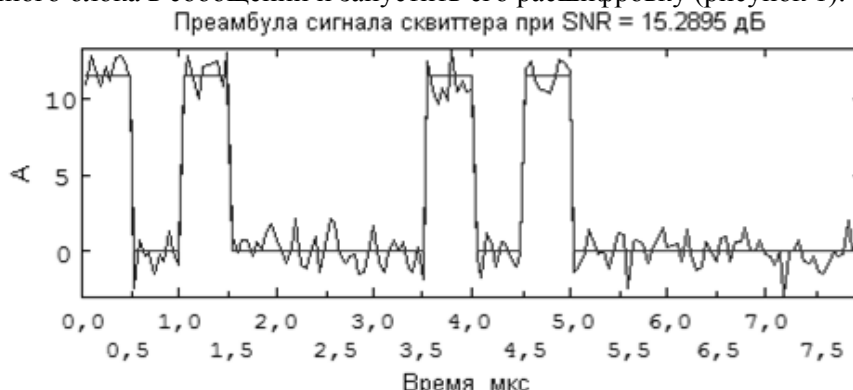


Рисунок 1. Преамбула сигнала сквиттера режима S.

2.1. Состав разработанной ИМ

2.1.1. Модель сигнала сквиттера

Сигнал моделируется исходя из условий, представленных в ИКАО [1]. Преамбула всех сквиттеров одинаковая, она состоит из 4 импульсов:

- Первый импульс располагается от 0 до 0.5 мкс;
- Второй импульс от 1 до 1.5 мкс;
- Третий импульс от 3.5 до 4 мкс;
- Четвертый импульс от 4.5 до 5 мкс.

С 8 мкс начинается информационный блок, состоящий из 56 или 112 бит, причем, как видно из рисунка 2, каждый бит передается импульсом в первой половине («1»), либо во второй половине («0»). Длительность сквиттера вместе с преамбулой составляет либо 64 мкс в случае 56-битного информационного блока, либо 120 мкс в случае 112-битного блока (рисунок 2).

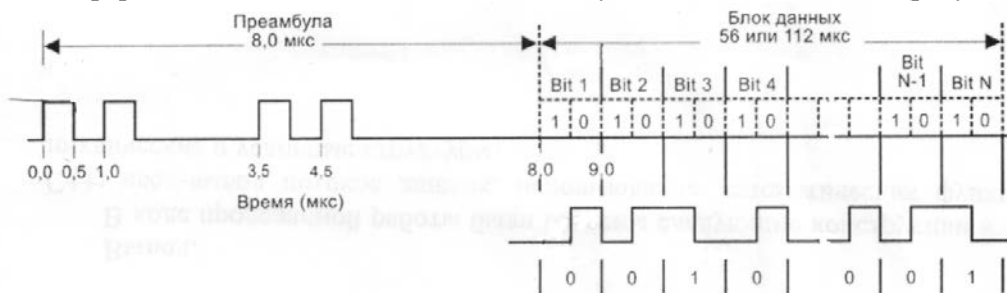


Рисунок 2. Временные характеристики сигналов режима S.

Амплитуда сигнала определяется по формуле:

$$A = \sqrt{\frac{q_{с/ш} \delta^2}{\tau \Delta f}} \tag{1}$$

где A – амплитуда сигнала; $q_{с/ш}$ – отношение сигнал/шум (в раз); δ – СКО шума ($\delta = 1$); τ – длительность импульса ($\tau = 0.5$ мкс); Δf – полоса частот фильтра ($\Delta f = 3$ или 6 МГц).

2.1.2. Модель помех

При передаче сигнала по линии связи в результате влияния окружающей среды к нему добавляются аддитивные помехи вида

$$S = \sqrt{-2 \ln R_1} \sin(2\pi R_2), \tag{2}$$

где R_1, R_2 – случайные числа $\in [0: 1]$.

При малом уровне шума (отношение сигнал шум менее 15дБ) достаточно пороговой обработки, однако при увеличении уровня шума вероятность приема сигнала сквиттера значительно снижается [2].

Другой случай моделируемых помех – несинхронная импульсная помеха (НИП), то есть ответы, несинхронизированные по отношению к сигналу, посылаемому запросчиком [1]. Данная помеха генерируется посредством сдвига одной преамбулы на N-ое количество значений вправо и сложением её с качественной преамбулой. При возникновении НИП, реальный сигнал сквиттера имеет сложную уровневую структуру, что так же сказывается на снижении вероятности приема при использовании пороговой обработки.

Дополнительно моделируется посторонний сигнал. Посторонним сигналом является сигнал любого другого режима запросчика. Формироваться посторонний сигнал будет путём добавления к верной преамбуле импульсивной помехи, то есть лишнего импульса, либо отсутствия одного из изначальных импульсов.

2.1.3. Модель ИНС

Представляет собой двухслойную ИНС прямого распространения. Количество входных нейронов 160. Количество выходных нейронов – 1. Количество нейронов скрытого слоя – изменяемое. Используемые алгоритмы обучения:

- Алгоритм Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (train_bfgs);
- Алгоритм градиентного спуска (train_gd);
- Алгоритм градиентного спуска с выбором параметра скорости настройки (train_gda)
- Алгоритм градиентного спуска с возмущением (train_gdm);
- Алгоритм метода нелинейного сопряженного градиента (train_cg);
- Алгоритм с устойчивым обратным распространением (train_rprop);
- Алгоритм градиентного спуска с учетом моментов и адаптивным обучением (tarin_gdx).

2.1.4. Модель системы опознавания воздушных судов в S режиме

Система представляет собой самолёт и наземную станцию, работающую с сигналами режима S. Антенна приёмноответчика наземной станции осуществляет круговой обзор пространства и получает ответы от самолётов, находящихся в радиусе обзора. Самолеты моделируются путем размещения ответов с разной амплитудой на дистанции обнаружения.

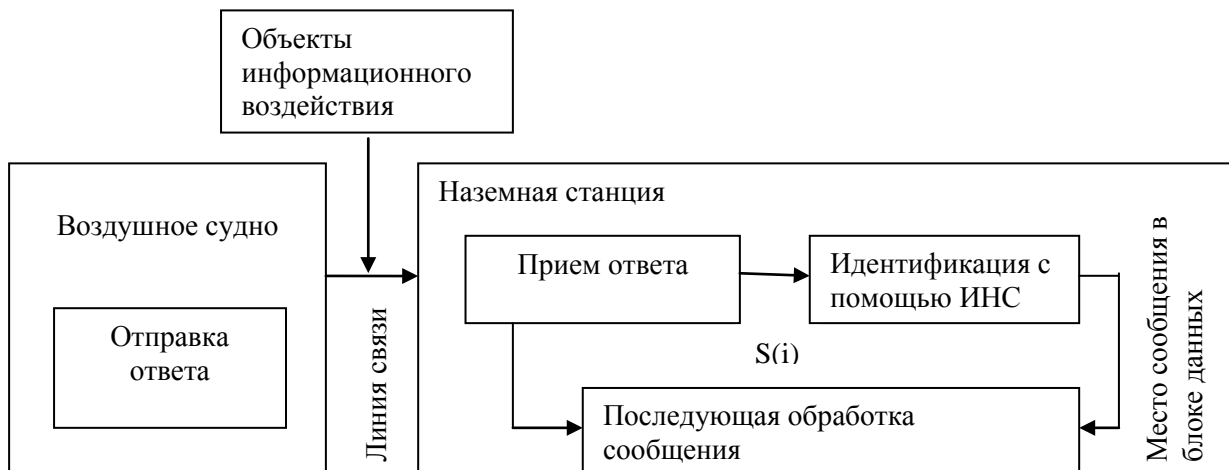


Рисунок 3. Функциональная модель системы.

2.1.5. Общий моделирующий алгоритм системы

Общий моделирующий алгоритм системы состоит из следующих алгоритмов:

1. Алгоритм имитации ответов от самолетов.

Формируется массив данных, представляющий собой выборку сигнала длиной равной дистанции обнаружения. На дистанции случайным образом располагаются ответы от самолетов, содержащие преамбулы сигнала сквиттера. Сквиттер представляет собой сигнал двоичной формы, состоящий из 160 цифровых отсчетов с определенной амплитудой, поступающих с аналого-цифрового преобразователя (АЦП) с разрядностью 14.

2. Алгоритм формирования обучающей выборки.

Обучающая выборка должна включать в себя массив входных данных и массив целей обучения. Массивом входных данных является массив преамбул и посторонних сигналов. Массив целевых данных представляет собой последовательность из «1» и «-1» такого количества, чтобы это количество соответствовало количеству преамбул для «1» и посторонних сигналов для «-1».

3. Алгоритм функционирования системы.

Формируются преамбулы и массивы входных и целевых данных для ИНС. Далее создается сама ИНС с конкретными параметрами (количество слоев и количество нейронов). После создания и обучения ИНС, при подаче в неё блока данных, содержащего преамбулу, ИНС должна выдать индекс в данном блоке, с которого начинается преамбула. По ходу работы выводятся графики, по которым появляется возможность оценить точность работы системы.

4. Алгоритм оценки точности работы ИНС.

В результате симулирования работы ИНС формируется массив выходных значений. Так как входной сигнал содержит случайную составляющую в результате влияния шума, то обработку результатов необходимо проводить с применением методов математической статистики и обработки экспериментальных данных. Для того чтобы определить приближенное значение выходного сигнала ИНС необходимо произвести оценку ее математического ожидания. Исключать резко выделяющиеся экспериментальные данные из выборки нельзя, так как резкое изменение значения выходного сигнала с -1 до 1 или наоборот свидетельствует не об ошибке симулирования, а об ошибке работы ИНС. Количество повторений вычислим опытным путем при условии неизменности значений математического ожидания до 2 значащих цифр после запятой.

Оценка общей надежности, в виде вероятности приёма правильного ответа, (в данном случае – распознавание сигналов нейронной сетью) будет вычисляться по формуле:

$$P = \left(\frac{H}{M}\right) * 100\% , \quad (3)$$

где P – общая надёжность; H – количество проведённых экспериментов; M – количество правильно распознанных сигналов.

5. Имитационный алгоритм.

Имитационная модель будет иметь следующие входные параметры:

- ИНС;
- количество повторений эксперимента;
- пороговое значение;
- массив отношений сигнал/шум;
- массив фронтов;
- тип входного сигнала.

Процесс имитации идентификации информационных бит сигнала включает в себя основной цикл по разному уровню фронтов и несколько вложенных циклов: цикл по отношениям сигнал/шум, цикл по количеству экспериментов. В процессе проведения эксперимента формируется определенная дистанция, где начиная со случайной позиции начинается преамбула сигнала. Далее выполняется сама идентификация с помощью ИНС, в результате которой мы получаем номер отсчета на заданной дистанции, на котором ИНС определила начало преамбулы.

После проведения множества экспериментов проводится расчет вероятности приёма – сколько раз из числа экспериментов ИНС верно определила положение преамбулы.

Результатом работы имитационного алгоритма будет являться таблица и графики, показывающие зависимость вероятности распознавания от изменения отношения сигнал/шум.

3. Эксперимент

Целью экспериментальных исследований является выбор параметров ИНС (количество нейронов, алгоритм обучения), обеспечивающих требуемые уровни вероятности приема сигнала сквиттера (99%) при заданном максимальном уровне помех (15 дБ).

На первом этапе синтезировались ИНС прямого распространения с разным количеством нейронов скрытого слоя. В таблице 1 представлены результаты исследования влияния функции обучения на точность работы ИНС при изменении количества нейронов скрытого слоя от 1 до 15. Точность обучения определяется по критерию сумм квадратов ошибок ИНС[6] (SSE) относительно целевых значений для обучения. Максимальное количество эпох – 1000, предельное значение SSE – 0,01.

Таблица 1. Результаты исследования точности обучения ИНС по критерию SSE.

Алгоритм обучения	Количество нейронов скрытого слоя						
	1	3	5	7	9	11	15
Train_gd	30,00001	33,83685	43,3689	51,1452	54,52516	56,29491	59,99884
Train_gdm	7,107419	3,83401	0,009999	0,012139	0,01	0,009996	0,009999
Train_gda	33,5078	31,01198	0,009972	0,009842	60,00001	0,009902	60,00001
Train_gdx	30,00009	60,00001	60,00001	0,009743	0,009821	0,00971	0,009936
Train_rprop	7,058824	0,007492	0,008274	0,005402	0,008846	0,005126	0,005415
Train_bfgs	1,935487	0,007257	0,007206	0,007419	0,008367	0,006303	0,008532
Train_cg	3,75	0,006955	0,005377	0,008447	0,009355	0,009568	0,005972

При синтезе ИНС фиксировалось количество эпох, за которые сеть успевала обучиться до достижения максимальной точности функционирования при использовании различных алгоритмов обучения при вариациях числа нейронов скрытого слоя. Полученные результаты приведены в таблице 2.

Таблица 2. Количество эпох, необходимых для обучения ИНС до достижения максимальной точности функционирования по критерию SSE.

Алгоритм обучения	Количество нейронов скрытого слоя						
	1	3	5	7	9	11	15
Train_gd	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000
Train_gdm	1000	1000	681	1000	962	867	720
Train_gda	1000	1000	470	389	1000	608	1000
Train_gdx	1000	1000	1000	331	276	134	179
Train_rprop	1000	21	45	33	60	46	40
Train_bfgs	144	15	13	14	19	18	26
Train_cg	111	39	13	20	75	22	25

В соответствии с таблицами 1 и 2 наилучшие результаты по точности функционирования достигаются для ИНС, обученных по алгоритмам train_rprop, train_bfgs и train_cg. Выберем ИНС, обученные по данным алгоритмам для исследования вероятности обнаружения сигнала сквиттера на фоне шума ($q_{с/ш} = 15$ дБ).

Проведем симулирование работы указанных ИНС на тестовой выборке и сравним точность (таблица 3) их работы, которую будем оценивать по двум критериям – среднее значение выходного сигнала ИНС (Mean) и среднее квадратическое отклонение выходного сигнала ИНС (STD) при количестве экспериментов для каждого случая – 1000.

В соответствии с результатами, приведенными в таблице 3, для ИНС идентификации сигнала сквиттера лучше всего подходят 2 обучающие функции – train_bfgs с 15 нейронами и train_cg с 9 нейронами в скрытом слое. Найденные значения критериев точности при работе сети с обучающей и тестовой выборкой, а так же количество эпох, за которые сеть успевала обучиться по данной функции, оказались самыми оптимальными.

Таблица 3. Результаты исследования точности работы ИНС при идентификации преамбулы на фоне шума ($q_{c/и} = 15$ дБ).

Алгоритм обучения	Критерий	Количество нейронов скрытого слоя					
		3	5	7	9	11	15
train_rprop	Mean	0,61967	0,51328	0,70195	0,68991	0,57082	0,43070
	STD	0,76165	0,85039	0,68773	0,70990	0,80988	0,89220
train_bfgs	Mean	0,97671	0,96807	0,96975	0,97789	0,97531	0,98094
	STD	0,01108	0,06204	0,08799	0,01759	0,03633	0,00484
train_cg	Mean	0,98466	0,91765	0,98023	0,97895	0,98438	0,98451
	STD	0,00100	0,20199	0,01860	0,00691	0,00864	0,02786

На рисунке 4 приведены графики сравнения сетей с обучающими функциями train_bfgs и 15 нейронами и train_cg и 9 нейронами в зависимости от изменения отношения сигнал/шум.

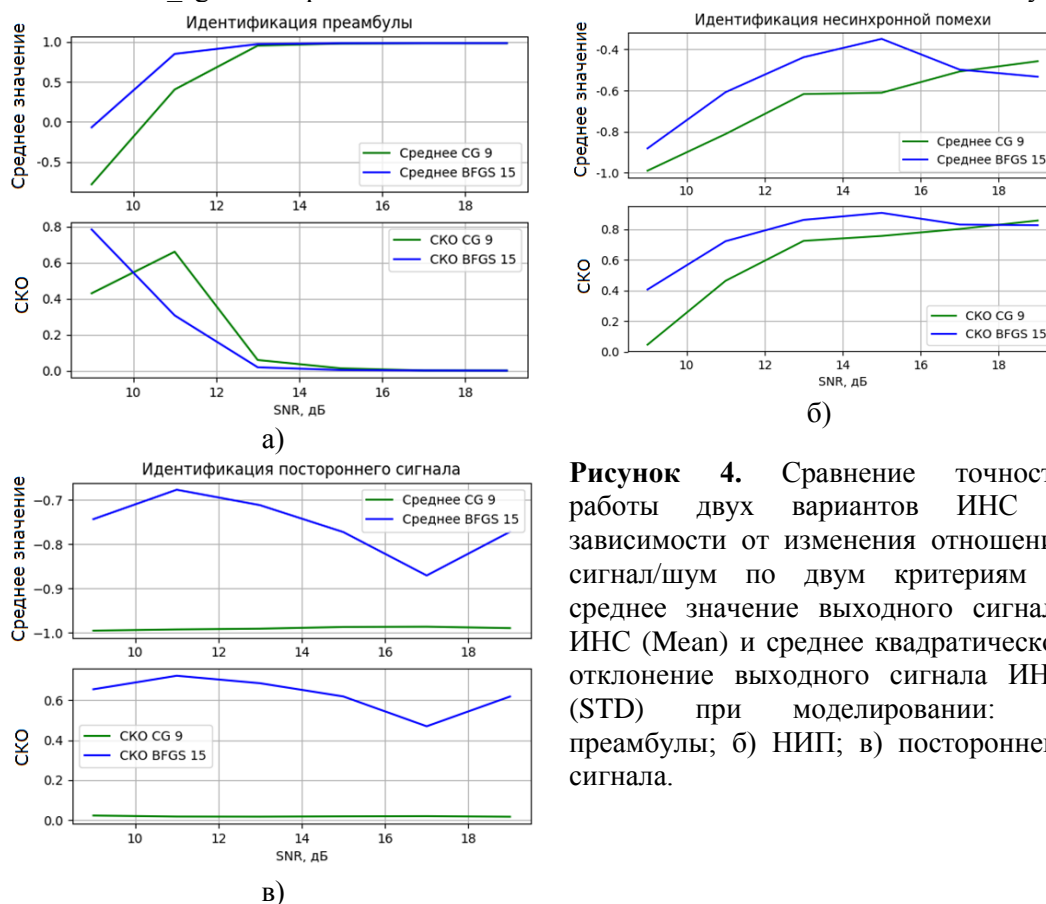


Рисунок 4. Сравнение точности работы двух вариантов ИНС в зависимости от изменения отношения сигнал/шум по двум критериям – среднее значение выходного сигнала ИНС (Mean) и среднее квадратическое отклонение выходного сигнала ИНС (STD) при моделировании: а) преамбулы; б) НИП; в) постороннего сигнала.

В соответствии с рисунком 4 (а, б), точность функционирования ИНС с 15 нейронами немного выше, чем с 9, однако для случая постороннего сигнала (рисунок 4 в) ИНС с 15 нейронами показывает значительное снижение точности, поэтому ИНС, обученная алгоритмом train_cg с 9 нейронами является наилучшей с точки зрения обеспечения заданной точности функционирования.

Определим вероятность приема сообщения (общую надежность [1]) для данной ИНС в зависимости от отношения сигнал-шум.

Как видно из графика на рисунке 5, ИНС сохраняет вероятность приема 99,5% до отношения сигнал шум 14дБ. Синтезированная ИНС по всем основным показателям соответствует техническому заданию на ее проектирование.

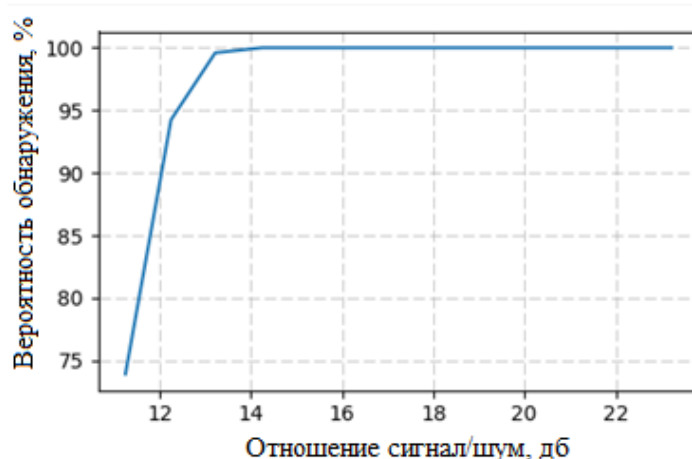


Рисунок 5. График зависимости вероятности приема сигнала сквиттера режима S в зависимости от отношения сигнал-шум.

4. Заключение

Предложен общий подход к разработке нейросетевых алгоритмов распознавания сигналов по их выборке, без дополнительных преобразований; разработаны модели и алгоритмы имитационного моделирования ИНС распознавания сквиттера сигнала режима S, позволяющие определять точность их работы в разных условиях при воздействии дестабилизирующих факторов; синтезирована ИНС распознавания сигнала сквиттера режима S, позволяющая с высокой вероятностью обнаруживать сигналы на фоне шумов амплитудой до 14 дБ.

5. Литература

- [1] Руководство по вторичным обзорным радиолокационным (ВОРЛ) системам. Doc 9684 AN/951. Издание третье. – Отпечатано в ИКАО. – 2004. – 257 с.
- [2] Смирнов, М.С. Моделирование алгоритмов АЗН-В приемника в системе LabView / М.С. Смирнов // Методы и устройства передачи и обработки информации. – 2016. – № 18. – С. 48-52.
- [3] Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия. – Телеком, 2010. – 496 с.
- [4] Данилин, С.Н. Нейросетевые алгоритмы обработки гармонических сигналов в промышленных системах технического контроля / С.Н. Данилин, М.В. Макаров, С.А. Щаников // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2014. Т. 4, № 29. – С. 43-49.
- [5] Данилин, С.Н. Нейросетевой алгоритм контроля абсолютного значения фазового сдвига ЛЧМ-сигнала / С.Н. Данилин, С.А. Щаников // Методы и устройства передачи и обработки информации. – 2016. – №18. – С. 60-64.
- [6] Медведев, В.С. Нейронные сети MatLab 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.

Detection of a Squitter Signal in Mode S Using a Multilayer Perceptron

S.N Danilin¹, S.A. Schanikov¹, A.A. Iventiev¹

¹Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletovs, Gorkogo street 87, Vladimir, Russia, 600000

Abstract. This article is devoted to the solution of the problem of the detection of the squitter signal of S-mode ADS-B using of artificial neural networks on the example of a multilayer perceptron. The work describes network parameters, training and testing process. Authors have researched the influence of the training algorithms and the number of neurons on the detection probability. Methods for eliminating probabilities. The detection probability of 99.5% is attained with a signal-to-noise ratio of 14 dB.

Keywords: artificial neural networks, neurocomputers, ADS-B, simulation simulation.