

ОБЕСПЕЧЕНИЕ ТОЧНОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО УСТРОЙСТВА ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРОВ ГАРМОНИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ В РАДИОСИСТЕМАХ

Данилин Сергей Николаевич

кандидат технических наук, доцент Муромского института (филиала)
ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

Макаров Михаил Вячеславович

кандидат технических наук, старший преподаватель Муромского института (филиала)
ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

Щаников Сергей Андреевич

кандидат технических наук, доцент Муромского института (филиала)
ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

E-mail: nauka-murom@yandex.ru.

Адрес: 602264, г. Муром, ул. Орловская, 23.

Аннотация: Разработан и исследован алгоритм проектирования искусственных нейронных сетей с заданной точностью функционирования в условиях дестабилизирующих воздействий на основе предложенного теоретико-экспериментального подхода с использованием относительного показателя качества. Приведены результаты практического применения данного алгоритма в задаче нейросетевой оценки параметров гармонических сигналов с учетом шумовой составляющей.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, проектирование, точность, дестабилизирующие воздействия, показатели качества.

Одним из актуальных направлений совершенствования радиосистем является применение более эффективных подходов к оценке параметров гармонических сигналов на фоне шумов (1). Пусть наблюдаемый на входе приемного устройства РЛС процесс имеет вид

$$y(t) = S(t, \lambda) + n(t), \quad t \in [0, T], \quad (1)$$

где $y(t)$ - аддитивная функция сигнала $S(t, \lambda)$ и помехи $n(t)$; λ - информативные параметры сигнала; T - интервал наблюдения.

В настоящее время существует ряд методов и алгоритмов статистической теории радиотехнических систем, позволяющих проводить оценку таких параметров, как амплитуда, фаза, частота сигнала, как для непрерывной выборки, так и для дискретной. Например, в случаях, когда априорная плотность вероятностей распределения информативных параметров λ сигнала $y(t)$ неизвестна, считают ее равномерной в некотором диапазоне значений и, для нахождения

оценок его параметров $\lambda_{МП}$ используют метод максимального правдоподобия, основанный на решении уравнения максимального правдоподобия [1]

$$\left. \frac{\partial \ln p(Y_0^T | \lambda)}{\partial \lambda} \right|_{\lambda = \hat{\lambda}_{МП}} = 0, \quad (2)$$

где $p(Y_0^T | \lambda)$ - функция правдоподобия.

В соответствии с [1] оценку максимального правдоподобия (2) для амплитуды A , фазы φ_0 и частоты ω_0 сигнала можно получить путем решения уравнений

$$\frac{\partial}{\partial A} \left[\frac{2A}{N_0} \int_0^T \cos(\omega_0 t + \varphi_0) \times \left(y(t) - \frac{A}{2} \cos(\omega_0 t + \varphi_0) \right) dt \right] \Big|_{A = \hat{A}} = 0, \quad (3)$$

$$\frac{\partial}{\partial \varphi_0} \left[\frac{2}{N_0} \int_0^T y(t) A \cos(\omega_0 t + \hat{\varphi}_0) dt \right] = 0, \quad (4)$$

$$\int_0^T t y(t) \sin(\hat{\omega}_0 t + \varphi_0) dt = 0, \quad (5)$$

где $\hat{A}, \hat{\varphi}_0, \hat{\omega}$ - оценки максимального правдоподобия для амплитуды A , фазы φ_0 и частоты ω_0 сигнала $y(t)$ на фоне белого гауссовского шума с нулевым математическим ожиданием и двусторонней спектральной плотностью $N_0/2$.

Решение уравнений (3) – (5) является трудоемким процессом и накладывает дополнительные ограничения как по быстродействию, так и по точности устройств обработки. Обзор отечественных и зарубежных научно - технических публикаций показывает, что потенциальная точность обработки и преобразования информации нейросетевыми алгоритмами выше, чем их аналогами с классической фоннеймановской архитектурой для широкого круга задач [2]. Однако несовершенство методов инженерного проектирования искусственных нейронных сетей (ИНС) зачастую приводит к тому, что достигнутая на этапе компьютерного моделирования точность не обеспечивается в реальных условиях эксплуатации при воздействии внутренних или внешних дестабилизирующих факторов [3].

Обеспечение заданной точности функционирования ИНС возможно за счет повышения требований к параметрам элементной базы устройств их реализации, а также к точности обрабатываемой информации. Данный подход увеличивает стоимость, трудоемкость, а так же удлиняет сроки разработки ИНС.

Одним из обязательных условий обеспечения точности функционирования ИНС является учет отклонений значений показателей точности в реальных условиях эксплуатации от значений, достигнутых на этапе проектирования и компьютерного моделирования. Разработанные до настоящего времени подходы к решению данной задачи позволяют проводить уточнение проектов лишь для узкого класса ИНС [5]. Кроме того, большинство известных методов предназначены для определения пределов отклонения погрешностей лишь для об-

рабатываемых носителей информации (сигналов), в то время как ИНС - это частный случай информационных систем, где качество функционирование определяется точностью обработки самой информации [6, 10]. Как показали исследования авторов, применимость общетехнических методов теории расчета допусков также ограничена вследствие ряда особенностей ИНС [7].

Таким образом, необходимо разрабатывать новые теоретико-экспериментальные методы и алгоритмы обеспечения точности функционирования ИНС за счет учета допусков на погрешности их элементов на этапе инженерного проектирования. При этом ставится дополнительная задача по выбору параметров ИНС (алгоритм обучения, количество нейронов и т.п.), при которых сеть сможет сохранять достигнутую после обучения точность на большем интервале дестабилизирующих воздействий.

Авторами предложено имитировать возможные пределы допускаемых значений погрешностей параметров (дестабилизирующие воздействия) ИНС на компьютерных моделях путем варьирования значений весовых коэффициентов и пороговых смещений и оценивать степень их влияния на точность функционирования сетей с помощью относительного показателя качества K (6) [8, 9]

$$K_i = 1 - \frac{X_i - X_{doc}}{X_{don} - X_{doc}}, \quad (6)$$

где X_{don} - допускаемый уровень изменения показателя качества работы ИНС; X_{doc} - уровень показателя качества, достигнутый в результате обучения ИНС; X_i - значения показателя качества при дестабилизирующих воздействиях.

Предложенный подход инвариантен к структуре ИНС и типу решаемых ими задач и согласуется с действующими российскими и зарубежными стандартами в области проектирования технических средств. При этом расчет допусков на параметры нейронов ведется методом последовательных приближений, пока допуск на выходной параметр ИНС меньше или равен заданному.

Применим данный подход при проектировании двухслойных ИНС прямого распространения, решающих задачу оценки параметров (амплитуды, фазы частоты) гармонических сигналов вида (8) на фоне шумов по значениям дискретной выборки (7). В таком случае $t=i \cdot T_0$, где $i=1, 2, \dots, N$. Частоту дискретизации $f_0=1/T_0$ выразим через частоту сигнала f_0 , как $f_0=k \cdot f_0$ ($k>2$ по теореме Котельникова). Тогда реализация $y(i)$ будет описываться следующими уравнениями

$$y(i)=S(i, \lambda) + n(i), i \in [1, N], \quad (7)$$

$$S(i, \lambda)=A \cdot \cos(\omega i + \varphi_0), i \in [1, N]. \quad (8)$$

Оценка каждого из параметров осуществляется с учетом того, что значения остальных параметров сигнала известны. Оценки максимального правдоподобия в дискретном случае с учетом выражений (7) и (8) имеют вид

$$\hat{A} = \sum_{i=1}^N y(i) \cdot S_1(i) / \cos\left(\frac{2\pi \cdot i}{k}\right), \quad (9)$$

$$\hat{\varphi}_0 = -\arctg\left(\frac{\sum_{i=1}^N y(i) \cdot \sin\left(\frac{2\pi \cdot i}{k}\right)}{\sum_{i=1}^N y(i) \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot i}{k}\right)}\right), \quad (10)$$

$$\hat{\omega} = \omega_{\max} = \max_j \sum_{i=0}^N y(i) \cdot \cos(\omega_j t + \varphi_0). \quad (11)$$

Алгоритм проектирования ИНС оценки параметров гармонических сигналов с заданной

точностью функционирования в данном случае предполагает выполнение следующих этапов.

1) строится компьютерная модель ИНС. Структура ИНС (рис. 1): полносвязная прямого распространения; двухслойная, количество нейронов в первом слое n варьируется от 1 до 30, количество нейронов во втором слое – 1; функция активации первого слоя – тангенциальная (tansig), второго – линейная (purelin), алгоритм обучения с использованием Байесовской регуляризации (TRAINBR).

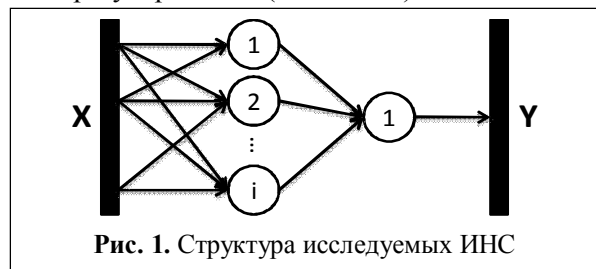


Рис. 1. Структура исследуемых ИНС

2) ИНС обучается в соответствии с заданным алгоритмом обучения до достижения наилучшего результата по установленному критерию. Точность функционирования характеризуется значением среднеквадратического отклонения (таблица 1) (9)

$$\sigma_{\hat{\lambda}} = \sqrt{M[(\lambda_j - \hat{\lambda})^2]}, \quad (12)$$

где $M[(\lambda_j - \hat{\lambda})^2]$ – дисперсия оценки $\hat{\lambda}$ параметра λ .

3) На компьютерной модели ИНС имити-

Таблица 1. Значения СКО оценок амплитуды, фазы, частоты методом максимального правдоподобия (МП) и ИНС с разным количеством нейронов в первом слое

	n	СКО $\sigma_{\hat{\lambda}}$										
		Отношение сигнал/шум $q_{сиг}$, дБ										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\sigma_{\hat{A}}$	МП	0,0988	0,0831	0,076	0,0671	0,0571	0,0484	0,0423	0,0371	0,0299	0,0259	0,0227
	5	0,1725	0,1670	0,1610	0,1478	0,1442	0,1358	0,1174	0,0932	0,0605	0,0395	0,0255
	10	0,1737	0,1579	0,1476	0,1329	0,1218	0,1107	0,0957	0,0718	0,0497	0,0408	0,0390
	20	0,0955	0,0728	0,0522	0,0334	0,0214	0,0132	0,0108	0,0087	0,0069	0,0055	0,0037
	30	0,0307	0,0255	0,0217	0,0182	0,0156	0,0118	0,0085	0,0055	0,0046	0,0028	0,0017
σ_{φ_0}	МП	0,1112	0,0955	0,0884	0,0795	0,0695	0,0608	0,0547	0,0495	0,0423	0,0383	0,0351
	5	0,8582	0,7938	0,7175	0,6394	0,5464	0,4568	0,3628	0,2821	0,2235	0,2155	0,2646
	10	0,6351	0,6383	0,5464	0,4945	0,3489	0,2528	0,1862	0,1098	0,0567	0,0556	0,0564
	20	0,104	0,0912	0,0793	0,0743	0,0684	0,0601	0,0512	0,0487	0,0411	0,0391	0,0362
	30	0,0932	0,0897	0,0801	0,0712	0,0619	0,0553	0,0481	0,0421	0,0385	0,0321	0,0311
$\sigma_{\hat{f}_0}$	МП	0,5265	0,4893	0,4134	0,3127	0,2461	0,1559	0,0916	0,0822	0,0713	0,0632	0,0452
	5	0,5993	0,5671	0,5413	0,5162	0,5065	0,4884	0,4752	0,4586	0,4513	0,4388	0,4253
	10	0,3744	0,3502	0,3229	0,3075	0,2861	0,2743	0,2522	0,2404	0,2297	0,2184	0,2075
	20	0,2612	0,2278	0,1996	0,1849	0,1619	0,1521	0,1301	0,1175	0,1087	0,0963	0,0858
	30	0,2490	0,2304	0,2130	0,1820	0,1715	0,1490	0,1328	0,1225	0,1077	0,0985	0,0876

руются вариации значений параметров нейронов, заключающиеся в одновременном изменении значений весовых коэффициентов и пороговых смещений слоев на $\pm m\%$, $m \in (0; 100]$ для всех нейронов.

4) По формуле (6) рассчитывается относительный показатель качества работы ИНС K . Если $K > 0$, то возвращаемся к предыдущему пункту, иначе переходим к следующему.

5) По значению K определяем параметры сети для обеспечения точности функционирования на заданном интервале дестабилизирующих воздействий. Назначаем допуск на параметры нейронов.

Результаты исследований (таблица 1) показывают, что точность оценивания параметров гармонических сигналов ИНС в 1,5-2 раза выше, чем методом максимального правдоподобия. Данный факт обусловлен тем, что нейросетевой алгоритм предусматривает не последовательное решение уравнений (9) – (11) по дискретным значениям обрабатываемой выборки с накоплением методических погрешностей, а осуществляет параллельное распознавание образа гармонического сигнала из массива обучения на фоне шумов.

В соответствии с результатами, представленными в таблице 1, лучшую точность обес-

печивают ИНС с 20 и 30 нейронами в первом слое. Введем в работу данных ИНС дестабилизирующие воздействия в виде постепенного увеличения погрешностей значений параметров их нейронов. Способность сохранять достигнутую после обучения точность функционирования выразим через относительный показатель качества K . Результаты исследований занесем в таблицу 2.

Результаты исследований, приведенные в таблице 2 показывают что ИНС, обученные по алгоритму TRAINBR, с 30-ю нейронами в первом слое для оценки амплитуды (допуск на параметры нейронов $\pm 12\%$), с 30-ю нейронами в первом слое для оценки фазы (допуск на параметры нейронов $\pm 14\%$) и 20-ю нейронами в первом слое для оценки частоты (допуск на параметры нейронов $\pm 15\%$) гармонических сигналов, имеют наибольшие положительные значения относительного показателя качества работы K . Следовательно, установлены структуры и допуски на параметры нейронов, при которых достигается максимальная точность функционирования ИНС для широкого интервала дестабилизирующих воздействий различного происхождения.

На основе полученных результатов можно установить требования к параметрам элемент-

Таблица 2. Точность работы ИНС при вариациях значений параметров нейронов ИНС, обученной по TRAINBR для оценки параметров гармонических сигналов

\hat{A}_j		K_{cp} при вариации параметров элементов ИНС на $\pm m\%$							
n	m	2%	4%	6%	8%	10%	12%	14%	
20	+	0,8145	0,1286	-0,5470	-1,2890	-1,9340	-2,6590	-3,3460	
	-	0,8153	0,1294	-0,5478	-1,2960	-1,9450	-2,6650	-3,3520	
30	+	0,9945	0,8343	0,6582	0,4731	0,2775	0,1056	-0,0540	
	-	0,9957	0,8349	0,6591	0,4739	0,2781	0,1059	-0,0580	
$\hat{\phi}_{0j}$		K_{cp} при вариации параметров элементов ИНС на $\pm m\%$							
n	m	2%	4%	6%	8%	10%	12%	14%	16%
20	+	0,8932	0,4375	0,0013	-0,5760	-1,1320	-1,5970	-2,1480	-2,5780
	-	0,8946	0,4382	0,0014	-0,5771	-1,1330	-1,5990	-2,1520	-2,5810
30	+	0,9985	0,8267	0,6829	0,5196	0,4005	0,2387	0,1059	-0,0781
	-	0,9992	0,8271	0,6833	0,5205	0,4011	0,2392	0,1064	-0,0789
$\sigma_{\hat{f}_0}$		K_{cp} при вариации параметров элементов ИНС на $\pm m\%$							
n	m	2%	4%	6%	8%	10%	15%	19%	
20	+	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,7005	0,1075	-0,0683	
	-	1,0000	1,0000	1,0000	0,9583	0,7384	0,1074	-0,0689	
30	+	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,8559	-0,2860	-1,1320	
	-	1,0000	1,0000	1,0000	0,8791	0,5984	-0,2771	-1,1330	

ной базы технических средств реализации ИНС.

Проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм позволяет проектировать ИНС с заданной точностью их функционирования при реальных дестабилизирующих воздействиях и может быть рекомендован для практического применения в радиосистемах при решении широкого круга прикладных задач.

Литература

1. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем. – М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.
2. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.
3. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Влияние функции обучения на качество работы нейронных сетей // Радиопромышленность. 2012, №2. С. 68-73.
4. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Исследование зависимости результата оценки отказоустойчивости от выбора показателя качества работы нейронных сетей // Проектирование и технология электронных средств. 2010, №1. С. 2-5.

5. Потапов В.И., Потапов И.В. Теоретические основы диагностики и оптимизации надежности искусственных нейронных сетей. Монография. – Омск: Изд-во ОмГТУ, 2004. – 152 с.

6. Сенашова М.Ю. Сложные функции многих переменных. Оценки погрешностей вычисления // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2002, №4. С. 52-56.

7. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Методы определения точности работы устройства с нейросетевой архитектурой // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2011, №12. С. 68-73.

8. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм определения коэффициентов влияния погрешностей элементов нейронов на показатели качества работы устройств с нейросетевой архитектурой // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2011, №13. С. 114-118.

9. Щаников С.А., Данилин С.Н., Макаров М.В. Комплексный показатель качества работы нейронных сетей // Информационные технологии. 2013, №5. С. 57-59.

10. Данилин С.Н. Современное представление об информации // Информационные системы и технологии. 2012, № 4. С. 138-146.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 13-08-00348.

Поступила 15 февраля 2014г.

English

Assurance of operation accuracy of neural network device for estimation of harmonic signals values in radio systems

Danilin Sergey Nikolaevich – Candidate of Engineering, Associate Professor, Murom Institute (branch) “Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletov”.

Makarov Mikhail Vyacheslavovich – Candidate of Engineering, Senior Lecturer, Murom Institute (branch) “Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletov”.

Tshanikov Sergey Andreevich – Candidate of Engineering, Associate Professor, Murom Institute (branch) “Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletov”.

Address: Orlovskaya st., 23. Vladimir region, Murom, 602264, Russia.

Abstract: One of the acute trends of enhancement of radio systems is the application of more efficient approaches to estimation of harmonic signals against background noises. Nowadays there is a number of methods and algorithms in the statistical theory of radio systems which allow to estimate such values as range, phase, signal frequency, both for the continuous sampling, and for the discrete one. Survey of domestic and foreign technological publications demonstrates that potential information processing and transformation accuracy by neural network algorithms is higher than of their analogues with classic von Neumann architecture for a wide range of problems. However, imperfection of engineering methods of designing artificial neural networks (ANN) frequently leads to the situation when the accuracy received in computer simulation is not assured in actual practice of exploitation under the action of internal or external destabilizing factors. The authors suggest new semi theoretical approach to assure ANN operation accuracy at the expense of the registration of device tolerances at the stage of development engineering. At the same time an additional task is set for choosing characteristics of ANN (number of neurons) when the net could keep the accuracy reached after instruction at the given interval of destabilizing actions. The suggested approach is applied in the development of neural network algorithm of

estimation of values (range, phase, frequency) of harmonic signals. The results of investigation demonstrate that the accuracy of values estimation of harmonic signals of ANN is 1, 5-2 times higher, than by the maximum likelihood method. The structures and neurons characteristic tolerances when maximum accuracy of ANN operation for a wide range interval of destabilizing actions of different origin are set. It is possible to determine requirements to the element base of hardware components for ANN using the achieved results. The conducted investigations have shown that the developed algorithm allows to design ANN with the given accuracy of their operation under the conditions of actual destabilizing actions and could be recommended for practical application in radio systems when solving a wide range of applied problems.

Key words: artificial neural network design, accuracy, destabilizing impact, quality indicators.

References

1. *Perov A.I.* Statistical theory of radio systems. M.: Radiotekhnika, 2003. 400 p.
2. *Galushkin A.I.* Neural networks: theory basics. M.: Gorjachaja linija – Telekom, 2010. 496 p.
3. *Danilin S.N., Makarov M.V., Tshanikov S.A.* The influence of instruction function on the quality of neural networks operation. Radiopromyshlennost. 2012. №2. P. 68–73.
4. *Danilin S.N., Makarov M.V., Tshanikov S.A.* Investigation of dependency of fail safety estimation result on the selection of operation quality value of neural networks. Proektirovanie i tehnologija jelektronnyh sredstv. 2010. №1. P. 2–5.
5. *Potapov V.I., Potapov I.V.* Theoretical basis of diagnostics and optimization of reliability of artificial neural networks. Monograph. Omsk: Izd-vo OmGTU, 2004. 152 p.
6. *Senashova M.Ju.* Addition of functions of many variables. Calculation accuracy assessment. Nejrokompjutery: razrabotka, primenenie. 2002. №4. P.52–56.
7. *Danilin S.N., Makarov M.V., Tshanikov S.A.* Methods of operation accuracy determination of a device with neural network architecture. Metody i ustrojstva peredachi i obrabotki informacii. 2011. №12. P. 68–73.
8. *Danilin S.N., Makarov M.V., Tshanikov S.A.* The algorithm of finding the influencing coefficient of progressiveness of neural elements on operation quality value of devices with neural network architecture. Metody i ustrojstva peredachi i obrabotki informacii. 2011. №13. P. 114–118.
9. *Tshanikov S.A., Danilin S.N., Makarov M.V.* Complex quality indicators of neural network operation. Informacionnye tehnologii. 2013. №5. P. 57–59.
10. *Danilin S.N.* Modern concept of information. Informacionnye sistemy i tehnologii. 2012. № 4. P. 138-146.