

С.Н. ДАНИЛИН, С.А. ЩАНИКОВ

**Алгоритм выбора параметров
искусственной нейронной сети с
учетом внутренних и внешних
дестабилизирующих воздействий**

УДК 621.396

Муромский институт
(филиал) ФГБОУ ВПО
«Владимирский
государственный
университет имени
А.Г. и Н.Г. Столетовых»,
г. Муром

Разработан и исследован алгоритм выбора параметров искусственной нейронной сети с учетом дестабилизирующих воздействий на основе предложенного подхода с использованием относительного показателя качества. Приведены результаты практического применения данного алгоритма в задаче нейросетевой оценки амплитуды гармонических сигналов с учетом шумовой составляющей.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ №15-07-08330.

Технические средства обработки информации с нейросетевой архитектурой или работающие в нейросетевом логическом базисе (искусственные нейронные сети - ИНС) обладают рядом преимуществ перед своими аналогами с последовательными принципами функционирования по точности, быстродействию, надежности. Следствием этого является все более широкое применение таких устройств на практике в составе систем обработки и преобразования информации [1-6], управления различными сложными динамическими процессами [7-10].

Выбор ИНС является неотъемлемым этапом их инженерного проектирования. К параметрам ИНС относятся алгоритм обучения, количество нейронов, функция активации и т.д. В настоящее время существует ряд методов и алгоритмов настройки параметров ИНС по одному из критериев качества (точности) функционирования: SSE, MSE, MAE и т.п. [10]. Выбор параметров зависит от решаемой

задачи, а в большинстве случаев оптимальный вариант получается на основе интуитивного подбора. Для некоторых типов ИНС существует строгое математическое обоснование возможности их применения для решения конкретных практических задач [11].

Общепринятый подход, при котором выбор и настройка параметров ИНС осуществляется лишь для номинального режима их работы (с минимальными погрешностями во входной информации и без учета допусков на элементы ИНС), приводит к тому, что достигнутые на этапе компьютерного проектирования точность их работы и обобщающая способность, не допустимо снижаются в реальных условиях эксплуатации под влиянием внутренних и (или) внешних дестабилизирующих воздействий [12].

Авторами работы предложен новый подход к проектированию ИНС, с использованием разработанного критерия – относительного показателя качества функционирования ИНС K [12-14]. Информацию, получаемую при помощи относительного показателя качества K можно использовать для выбора параметров ИНС. Алгоритм выбора параметров ИНС позволяет определить, какое состояние сети будет наилучшим с точки зрения предъявляемых к ней требований по точности ее работы при заданных допусках на технические параметры.

Алгоритм выбора параметров ИНС на основе относительного показателя качества K предполагает выполнение следующих действий:

1) Синтезируется ИНС с учетом ограничений, установленных техническим заданием на проектирование;

2) ИНС обучается в соответствии с выбранным алгоритмом обучения до достижения наилучшего результата ($X_{\text{доп}}$) по одному из критериев (SSE , MSE , MAE);

3) Значения показателя качества работы ИНС проверяются на соответствие значению поля допуска ($X_{\text{доп}}$). Если $X_{\text{доп}} < X_{\text{доп}}$ или $X_{\text{доп}} > X_{\text{доп}}$ (в зависимости от решаемой задачи), то переходим к выполнению следующего действия, иначе необходимо изменить параметры ИНС или обучающей выборки;

4) На компьютерной модели ИНС имитируются вариации параметров элементов нейронов, заключающиеся в последовательном изменении значений весовых коэффициентов и

пороговых смещений слоев на $\pm m\%$ для каждого нейрона. Значения m зависят от допускаемых уровней погрешности параметров элементов нейронов, которые определяются элементной базой. Если вариации параметров элементов нейронов вызваны дестабилизирующими факторами, то значения m зависят от их характера.

5) Рассчитывается относительный показатель качества K , количество значений которого зависит от количества изменяемых параметров элементов нейронов. Рассчитывается средний относительный показатель качества работы всей искусственной нейронной сети $K_{ср}$. На основании значений K и $K_{ср}$ выбираются параметры ИНС.

В процессе изучения возможностей разработанных алгоритмов исследовались двухслойные нейронные сети прямого распространения, решающие задачи оценки амплитуды гармонических сигналов. Выбор и настройка параметров производилась с учетом как внутренних (погрешности элементов ИНС), так и внешних (аддитивный белый гауссовский шум во входных сигналах) дестабилизирующих воздействий [15].

В силу того, что значение сигнала в тот или иной момент времени носит случайный характер, оценка параметров осуществляется с помощью методов статистической теории радиотехнических систем. Задача оценки формулируется следующим образом [16]: пусть на интервале времени $[0, T]$ принимается реализация $y(t)$ (1), представляющая собой аддитивную функцию сигнала $S(t, \lambda, \mu)$ и помехи $n(t)$.

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

где λ и μ – векторы информативных и неинформативных параметров сигнала.

В качестве примера рассмотрим сигнал S , описываемый следующим соотношением

$$S(t, \lambda) = A \cdot \cos(\omega t + \varphi_0), t \in [0, T], \quad (2)$$

где A – это амплитуда сигнала;

$\omega = 2\pi f_0$, f_0 – частота сигнала;

φ_0 – фаза сигнала.

Предположим, что все параметры сигнала, кроме амплитуды A , известны. Тогда в соответствии с [16] оценка амплитуды A^* определяется как

$$A^* = \frac{1}{E_1} \int_0^T y(t) \cdot S_1(t) dt, \quad (3)$$

где

$$E_1 = \int_0^T S_1^2(t) dt, \quad S_1(t) = \cos(\omega t + \varphi_0). \quad (4)$$

Реализация $y(t)$ принимается на интервале $[0, T]$ и состоит из N равномерно отстоящих (с шагом дискретизации T_Δ) друг от друга отсчетов. В таком случае $t = i \cdot T_\Delta$, где $i = 1, 2, \dots, N$. Частоту дискретизации $f_\Delta = 1/T_\Delta$ выразим через частоту сигнала f_0 , как $f_\Delta = k \cdot f_0$ ($k > 2$ по теореме Котельникова). Тогда реализация $y(i)$ будет описываться следующим уравнением

$$y(i) = awgn(S(i), q_{clw}), \quad (5)$$

где q_{clw} – отношение сигнал/шум;

awgn (Additive white Gaussian noise) – функция Matlab, добавляющая сигналу белый гауссовский шум с заданным отношением сигнал/шум q_{clw} (дБ).

Рассмотрим наблюдение, представляющее собой выборку значений $y(i)$ при $k=10$, $N=150$, $q_{clw}=0, 1, 2, \dots, 10$ дБ. Для определения СКО оценки A^* наблюдение повторим 1000 раз. ИНС, имитирующая работу устройства оптимальной оценки амплитуды, должна по входной реализации $y(i)$ осуществлять оценку амплитуды $A^*_{инс}$. Для обучения сети необходимо подготовить обучающую выборку, которая состоит из двух массивов – *inputs* и *targets*. После обучения ИНС формируется выходной сигнал (*outputs*), который представляет собой массив, того же размера что и массив *targets*, содержащий достигнутые значения оценки амплитуды $A^*_{инс}$ сигнала $S(i)$ при разных значениях отношения сигнал/шум q_{clw} .

Структуры ИНС: полносвязные прямого распространения; двухслойные, количество нейронов во втором слое – 1; функция активации первого слоя – тангенциальная (*tansig*), второго – линейная (*purelin*).

Изменяемые параметры:

а) алгоритм обучения:

– TRAINLM – метод Левенберга-Марквардта;
 – TRAINBR – функция тренировки на основе обратного распространения ошибки с использованием Байесовской регуляризации;

– TRAINSCG – метод шкалированных связанных градиентов;
 – TRAINGD – метод градиентного спуска;

б) количество нейронов в первом слое $n=1, 2, \dots, 30$.

Как следует из таблицы 1, наилучшую точность функционирования в условиях шумов достигают ИНС, обученные по алгоритму TRAINBR с 25 и 30 нейронами в первом слое.

Таблица 1

Зависимость СКО оценки амплитуды $A^*_{инс}$ гармонического сигнала от отношения сигнал/шум $q_{с/ш}$

	n	Отношение сигнал/шум $q_{с/ш}$, дБ										
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
TRAINLM	5	5,5440	4,8813	3,8643	3,1965	2,5061	1,7391	1,2642	0,8623	0,6243	0,4086	0,3581
	10	4,9817	4,6531	4,3553	3,9543	3,6395	3,3105	3,0991	3,0326	3,1016	3,9663	5,0129
	15	6,6918	5,7782	5,1626	4,7079	4,1968	3,8388	3,3937	3,2193	3,0245	2,7297	2,5945
	20	10,565	9,4088	8,9249	7,9487	7,2331	6,4004	5,7246	5,2612	4,9318	4,4769	4,1721
	25	16,887	16,332	14,845	13,795	13,400	11,735	10,344	8,5696	7,3257	5,6552	5,1584
	30	15,890	14,499	13,804	13,154	11,470	9,7913	8,4056	7,5489	6,7639	6,0526	4,7217
TRAINBR	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
	15	0,1719	0,1617	0,1497	0,1302	0,1208	0,1078	0,0884	0,0689	0,0486	0,0409	0,0334
	20	0,1712	0,1575	0,1474	0,1382	0,1281	0,1134	0,0952	0,0738	0,0520	0,0398	0,0273
	25	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
TRAINSCG	5	1,6073	1,2567	1,1046	0,9732	0,8874	0,8250	0,7911	0,8186	0,6949	0,5588	0,4386
	10	6,1941	5,3767	4,6077	4,0297	3,3617	2,6359	2,1261	1,7618	1,3633	1,2742	1,3237
	15	7,8136	7,1495	6,0820	5,2702	4,9238	4,2251	3,9354	3,6002	3,2918	3,1473	3,1929
	20	5,6359	4,6803	4,5861	4,1915	3,7705	3,7472	3,5130	3,3230	3,3763	3,4410	4,9622
	25	14,146	13,191	12,078	10,904	9,3674	8,9860	7,9739	6,9836	6,3955	6,7082	7,6644
	30	14,715	14,278	13,415	13,121	12,492	10,605	8,8585	7,7312	6,7900	5,4217	4,1869
–	5	4,0542	3,3725	2,6252	2,1802	1,6994	1,2487	0,9719	0,6835	0,6275	0,7523	1,0343

10	8,1978	7,8894	7,0757	6,2031	5,3044	4,7199	4,2116	3,6224	3,2134	2,8168	2,4675
15	5,0133	4,4957	4,0714	3,7964	3,4303	3,1368	3,0154	2,6798	2,6475	2,5471	2,7158
20	15,083	14,617	13,679	12,565	11,622	10,339	9,0521	8,0375	6,6441	6,0860	5,2021
25	10,884	10,623	9,8575	9,0996	7,9129	7,1570	5,8579	4,7753	4,0836	3,5874	3,3550
30	18,974	17,843	16,797	15,769	14,418	12,798	11,129	9,4463	8,0572	7,5429	7,7604

Исследуем точность работы ИНС по критерию K_{cp} .

Таблица 2

**Точность работы ИНС при вариациях значений параметров нейронов
ИНС, обученных по TRAINBR**

N	K_{cp} при вариации параметров элементов ИНС на $\pm m\%$							
		2%	4%	6%	8%	10%	12%	14%
25	+	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

Результаты расчетов, приведенные в таблице 2, показывают, что ИНС, обученная по алгоритму TRAINBR, с 30-ю нейронами в первом слое имеет наибольшие положительные значения среднего относительного показателя качества работы K_{cp} . Следовательно, данные параметры обеспечивают наилучшие точностные характеристики ИНС при воздействии внутренних (погрешности параметров элементов ИНС) и внешних (шум в обрабатываемой информации) дестабилизирующих факторов.

Проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм, позволяет проектировать ИНС с заданной техническим заданием точностью их функционирования при реальных дестабилизирующих воздействиях и может быть рекомендован для практического применения.

Литература

1. Садыков, С.С. Цифровая обработка и анализ изображений/С.С. Садыков.-Ташкент: НПО «Кибернетика» АН УзССР, 1994. -193с.
2. Садыков, С.С. Распознавание отдельных и наложенных плоских объектов: монография//С.С. Садыков, С.В. Савичева. -Владимир: Изд-во ВлГУ, 2012. -264с.

3. Садыков, С.С. Методы и алгоритмы выделения признаков в системах технического зрения/С.С. Садыков, Н.Н. Стулов. -М.: Горячая линия-Телеком, 2005. -204с.
4. Садыков С. С., Буланова Ю. А., Захарова Е. А. Диалоговая система анализа маммографических снимков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2012. Вып. 1 (19). С. 155-187.
5. Фомин А.А. Многомасштабный алгоритм обнаружения дефектов сварных соединений // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2011. № 17. С. 15.
6. Фомин А.А., Жизняков А.Л. Классификация изображений микроструктур металлов на основе многомасштабных моделей // Фундаментальные проблемы современного материаловедения. 2007. Т. 4. № 2. С. 75-80.
7. Жизняков А.Л., Привезенцев Д.Г., Фомин А.А. Классификация изображений на основе локальных признаков самоподобия // Ползуновский вестник. 2011. № 3-1. С. 12-14.
8. Варламов А.Д., Шарапов Р.В. Использование нейронных сетей в задачах мониторинга экзогенных процессов дистанционными методами // Геоинформатика. 2014. С. 62-88.
9. Варламов А.Д. Основные метрики, оценивающие качество работы систем поиска изображений // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2013. № 2 (24). С. 3-11.
10. Храмов К.К., Жиганов С.Н. Исследование характеристик цифровых фильтров в программно-аппаратном устройстве оценки параметров модуляции ЛЧМ-сигналов // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. 2011. №3. С.30–34.
11. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.
12. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Исследование влияния значения весовых коэффициентов нейронов на уровень отказоустойчивости нейронных сетей // Вопросы радиоэлектроники. – 2010. – №1(т.1). – С. 34–38.
13. 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.
14. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Комплексный показатель качества работы нейронных сетей // Информационные технологии.– 2013. – №5. – С. 57–59.
15. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А., Пантелеев С.В. Алгоритм выбора параметров искусственной нейронной сети при оценке амплитуды гармонических сигналов с учетом дестабилизирующих воздействий // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2013. № 16. С. 70-73.
16. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем. – М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.

ДАНИЛИН С.Н. DSN-55@MAIL.RU

ЩАНИКОВ С.А. SEACH@INBOX.RU