

**к.т.н. доцент Запорожец О. В.,  
аспирант Овчарова Т. А.  
Харьковский национальный  
университет радиоэлектроники  
E-mail: oleg\_zaporozhets@ Rambler.ru**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ ПОГРЕШНОСТЕЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ НЕЛИНЕЙНОГО ИЗМЕРИТЕЛЬНОГО ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ**

Рассматривается оценка погрешности нейросетевой модели нелинейного измерительного преобразователя на базе трехслойного персептрона. Исследовано поведение погрешности нейросетевой модели путем имитационного моделирования на ЭВМ, проведен сравнительный анализ с полиномиальной моделью.

Современные научно-технические достижения в области метрологии, теории и практики измерений, несомненно, связаны с использованием передовых информационных технологий. Повышения точности измерений, улучшения метрологических характеристик средств измерительной техники зачастую можно добиться только за счет применения более эффективных алгоритмов, моделей и методов обработки измерительной информации.

В последние годы внимание исследователей все чаще привлекает такая область искусственного интеллекта, как искусственные нейронные сети. Благодаря множеству полезных свойств, в число которых входит способность к обучению, устойчивость к внешним шумам и внутренним дефектам, возможность реализации сложных многомерных функциональных преобразований, нейросети успешно применяют для решения широкого спектра задач в области моделирования нелинейных систем, прогнозирования, технической и медицинской диагностики, управления техническими объектами и технологическими процессами, распознавания образов, принятия решений и т.п. [1, 2].

По сути, искусственные нейронные сети являются универсальными аппроксиматорами, что позволяет эффективно использовать их в качестве моделей разнообразных нелинейных преобразователей сигналов, в том числе и измерительных преобразователей и устройств. Проведенные исследования подтверждают работоспособность нейросетевых моделей и демонстрируют ряд преимуществ этих моделей перед традиционными подходами к идентификации функции преобразования средств измерений, базирующихся на псевдолинеаризации с последующей оценкой параметров полученной зависимости по методу наименьших квадратов [3–5]. Вместе с тем представляет несомненный интерес исследование погрешностей таких нейросетевых моделей, обусловленных неточностью оценок синаптических весовых коэффициентов нейросети, получаемых в результате процедуры обучения модели, а также технической реализации искусственных нейронных се-

тей на базе цифровых вычислительных устройств с ограниченной разрядностью.

Рассмотрим модель нелинейного измерительного преобразователя, представляющую собой трехслойный персептрон. Структура модели приведена на рис. 1.

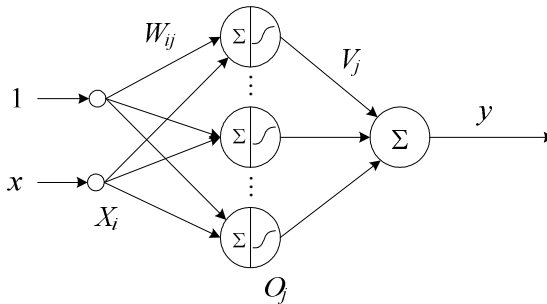


Рисунок 1 – Структура нейросетевой модели

Выходной слой персептрона образован одним нейроном, который формирует сигнал  $y$  как взвешенную сумму выходных сигналов нейронов скрытого слоя

$$y = \sum_{j=1}^n V_j O_j, \quad (1)$$

где  $O_j$  – выходной сигнал  $j$ -го нейрона скрытого слоя;  $V_j$  – синаптический вес  $j$ -го входа нейрона выходного слоя;  $n$  – количество нейронов в скрытом слое.

Скрытый слой образован нейронами с сигмоидальными функциями активации. Каждый нейрон этого слоя описывается следующими уравнениями

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-S_j}}, \quad S_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} X_i, \quad (2)$$

где  $X_i$  – выходной сигнал  $i$ -го нейрона входного слоя;  $W_{ij}$  – синаптический вес  $i$ -го входа  $j$ -го нейрона скрытого слоя;  $m$  – количество нейронов во входном слое.

Входной слой нейронов образован самими входными сигналами нейросети, в качестве которых в данном случае выступают входной сигнал измерительного устройства  $x$  и постоянный сигнал, равный единице, который вводится для описания постоянного смещения.

Предположим, что в силу вышеуказанных причин синаптические весовые коэффициенты нейросети  $W_{ij}$ ,  $V_j$  могут отклоняться от своих номинальных значений. В общем случае эти отклонения носят случайный характер и могут задаваться либо в виде среднеквадратических отклонений  $\sigma_{W_{ij}}, \sigma_{V_j}$ , либо в виде предельных значений погрешностей  $\pm\Delta_{W_{ij}}, \pm\Delta_{V_j}$ ,  $i=1, \dots, m$ ,  $j=1, \dots, n$ . Задача состоит в том, чтобы на основании этих данных оценить, соответственно, среднеквадратическое отклонение выходного сигнала модели от своего номинального значения  $\sigma_y$  и предельное значение погрешности этого сигнала  $\Delta_y$ .

Для получения таких оценок используем подход, который применяется в метрологии для оценивания погрешности результатов косвенных измерений. При косвенных измерениях значение искомой величины  $Y$  находят по результатам прямых измерений других величин  $X_1, X_2, \dots, X_N$ , связанных с измеряемой величиной функциональной зависимостью  $Y = F(X_1, X_2, \dots, X_N)$ . Если известны дисперсии аргументов этой зависимости  $D_1, D_2, \dots, D_N$ , то оценка дисперсии погрешности результата будет иметь вид [6, 7]

$$D_Y = \sum_{j=1}^N \left( \frac{dF}{dX_j} \right)^2 D_j + 2 \sum_{j=2}^N \sum_{i=1}^{j-1} \frac{dF}{dX_i} \frac{dF}{dX_j} r_{ij} \sqrt{D_i D_j}, \quad (3)$$

где  $r_{ij}$  – коэффициент линейной корреляции переменных  $X_i$  и  $X_j$ .

Если же погрешности величин  $X_1, X_2, \dots, X_N$  заданы в виде предельных значений  $\pm\Delta_{X_1}, \pm\Delta_{X_2}, \dots, \pm\Delta_{X_N}$ , то принимается гипотеза о равномерном распределении погрешностей аргументов в указанных пределах и используется интервальная оценка погрешности результата

$$\Delta_Y = \pm K_p \sqrt{\sum_{j=1}^N \left( \frac{dF}{dX_j} \Delta_{X_j} \right)^2 + 2 \sum_{j=2}^N \sum_{i=1}^{j-1} \frac{dF}{dX_i} \frac{dF}{dX_j} r_{ij} \Delta_{X_i} \Delta_{X_j}}, \quad (4)$$

где  $K_p$  – коэффициент, который зависит от принятой доверительной вероятности  $p$ .

Возвратимся к нашей задаче. Выходной сигнал нейросетевой модели будет зависеть от параметров нейросети и входного сигнала

$$y = G(W_{ij}, V_j, x). \quad (5)$$

Полагая значения синаптических весов нейросетевой модели  $W_{ij}$ ,  $V_j$  статистически независимыми, запишем выражение (3) для оценки дисперсии выходного сигнала модели

$$\begin{aligned} \sigma_y^2 &= \sum_{j=1}^n \left( \frac{dG}{dV_j} \right)^2 \sigma_{V_j}^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left( \frac{dG}{dW_{ij}} \right)^2 \sigma_{W_{ij}}^2 = \\ &= \sum_{j=1}^n O_j^2 \sigma_{V_j}^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (V_j O_j (1 - O_j) X_i)^2 \sigma_{W_{ij}}^2. \end{aligned} \quad (6)$$

Интервальная оценка (4) погрешности выходного сигнала нейросетевой модели в нашем случае будет иметь вид

$$\begin{aligned} \Delta_y &= \pm K_p \sqrt{\sum_{j=1}^n \left( \frac{dG}{dV_j} \right)^2 \mathcal{A}_{V_j}^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left( \frac{dG}{dW_{ij}} \right)^2 \mathcal{A}_{W_{ij}}^2} = \\ &= \pm K_p \sqrt{\sum_{j=1}^n O_j^2 \mathcal{A}_{V_j}^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (V_j O_j (1 - O_j) X_i)^2 \mathcal{A}_{W_{ij}}^2}. \end{aligned} \quad (7)$$

Для исследования предложенных в работе оценок погрешности нейросетевой модели нелинейного измерительного преобразователя осуществлялось имитационное моделирование на ЭВМ. В качестве нейросети использовался трехслойный перцептрон, на выходе которого стоял сумматор, а скрытый слой был образован тремя нейронами с сигмоидальными функциями активации. Осуществлялся сравнительный анализ погрешностей нейросетевой модели и полиномиальной модели 3-го порядка. Вычислительный эксперимент состоял в том, что параметры обеих моделей изменялись на 1% от их номинальных значений и рассчитывалась функция преобразования. Результаты моделирования представлены на рис. 2.

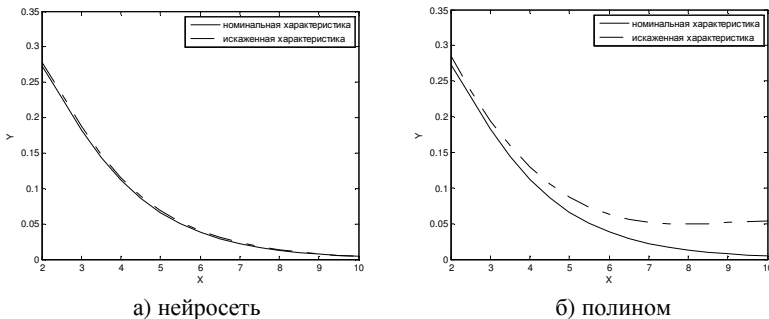


Рисунок 2 – Погрешности функции преобразования моделей

Также были рассчитаны интервальные оценки погрешностей исследуемых моделей по формуле (4), результаты представлены на рис. 3. Анализ полученных зависимостей показывает, что в выбранном диапазоне входных сигналов погрешность нейросетевой модели не превышает 2%, в то время как погрешность полиномиальной модели находится в диапазоне 3...11%.

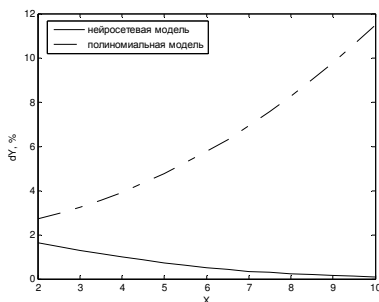


Рисунок 3 – Граничные значения погрешностей моделей

Полученные результаты убедительно демонстрируют высокую устойчивость нейросетевых моделей к шумам и внутренним дефектам, что открывает широкие возможности использования нейросетевых архитектур для решения задач моделирования нелинейных средств измерений.

1. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004.
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: ООО «ИД Вильямс», 2006.
3. Водотыка С. В. Использование искусственных нейронных сетей при построении калибровочной зависимости средства измерения // Системы обработки информации. Вып. 1 (91). 2011.
4. Дегтярев А. В., Запорожец О. В., Овчарова Т. А. Идентификация нелинейной функции преобразования с помощью искусственной нейронной сети // Украинский метрологический журнал. Вып. № 2. 2013.
5. Запорожец О. В., Овчарова Т. А. Моделирование нелинейных динамических средств измерений с помощью искусственной нейронной сети // Сборник трудов конференции «Информатика, математическое моделирование, экономика». Том 1. Смоленск, 2013.
6. Грановский В. А., Сирая Т. Н. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях. Л.: Энергоатомиздат, 1990.
7. Захаров И. П. Теоретическая метрология. Учеб. пособие. Харьков: ХТУРЭ, 2000.