

С.В. Смирнов, А.А. Иванов

## Прогнозирование эффективности экранирования плоских электромагнитных экранов с помощью искусственных нейронных сетей

Разработана модель полносвязной искусственной нейронной сети для прогнозирования эффективности экранирования (ЭЭ) плоских электромагнитных экранов, выполненных из металла. Показано, что частотные зависимости ЭЭ, полученные этой моделью и в программном обеспечении TALGAT, согласуются. Среднее значение отклонения не превышает 11%.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, эффективность экранирования, плоский электромагнитный экран.

Моделирование является одним из важнейших инструментов проектирования радиоэлектронных средств (РЭС) и их элементов. Оно позволяет оценивать характеристики РЭС до их изготовления, что сокращает время и финансовые затраты на разработку. Традиционно для моделирования РЭС и их элементов используются численные методы, такие как метод конечных элементов или конечных разностей во временной области. Такие методы обладают высокой точностью, но являются чрезвычайно требовательными к вычислительным ресурсам, что иногда ограничивает их применение.

Благодаря бурному развитию машинного обучения в последние годы возникло новое направление моделирования РЭС, основанное на применении искусственных нейронных сетей (ИНС). ИНС позволяют прогнозировать характеристики РЭС с существенно меньшими вычислительными затратами, чем численные методы. Поэтому разработка и исследование ИНС является актуальной задачей.

Данная работа посвящена созданию модели ИНС для прогнозирования эффективности экранирования (ЭЭ) плоских электромагнитных экранов, используемых для защиты РЭС от излучаемых помех.

### Подготовка обучающей выборки

Для создания модели ИНС выбрана библиотека Keras, являющаяся одной из самых популярных библиотек для разработки нейронных сетей с использованием языка программирования Python [1].

Для получения обучающей выборки, необходимой для создания модели ИНС, разработана программа, работающая по алгоритму из рис. 1. Основной программой является функция SE, служащая для расчета значений ЭЭ в зависимости от частоты источника помех  $f$ , электрофизических свойств (относительной магнитной проницаемости  $\mu_r$  и удельной электропроводности  $\sigma$ ) и толщины  $t$  экрана (далее – параметров). Функция основана на математической модели из [2]. Работа с программой начинается с задания границ диапазонов, в которых изменяются параметры. Далее, используя генератор случайных чисел, формируется  $k$  наборов параметров. Для каждого из этих наборов внутри цикла по  $I$  производятся расчеты ЭЭ. Полученные значения ЭЭ и наборы

параметров сохраняются в файлах с расширением .pru для дальнейшего использования в Keras.

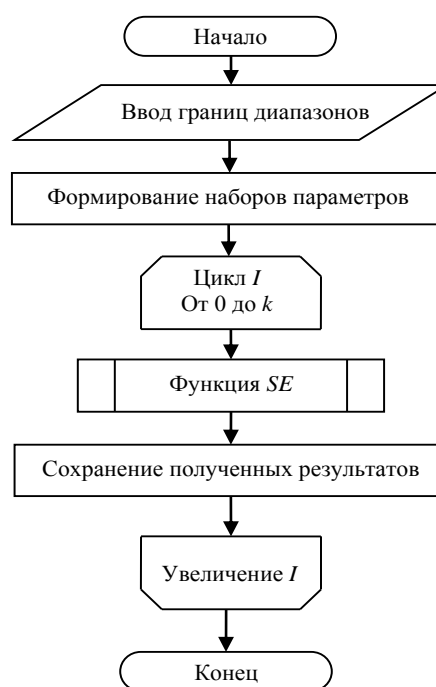


Рис. 1. Программа создания выборки для обучения ИНС

Используя разработанную программу, создана обучающая выборка, состоящая из 8000 наборов параметров. Значения  $\mu_r$  варьировались в диапазоне от 1 до 100,  $\sigma$  – от 10 до 60 МСм/м, а  $t$  – от 1 мкм до 1 мм. Для каждого набора параметров экрана ЭЭ рассчитывалась в диапазоне частот от 10 кГц до 1 МГц.

### Обучение модели ИНС

Поскольку ИНС с прямой и обратной связями сложны для обучения, для создания модели прогнозирования ЭЭ выбрана полносвязная ИНС [4]. Структура выбранной ИНС показана на рис. 2. Входной слой модели ИНС состоял из 5 нейронов, служащих для задания параметров. На выходном слое задавался только один нейрон, содержащий значения ЭЭ. Для настройки модели применялось два скрытых слоя с числом нейронов 32 и 16 соответственно.

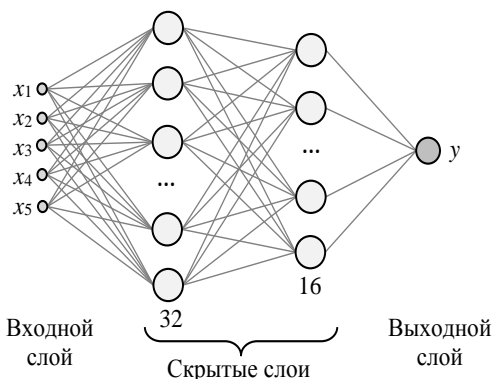


Рис. 2. Структура выбранной полносвязной ИНС

Для достижения хорошей точности модели при её разработке проведена серия экспериментов по определению оптимальных параметров ИНС, в том числе размера входного пакета (batch size) и числа эпох обучения. Выбор оптимальных параметров осуществлялся на основе анализа графиков линейной регрессии и среднеквадратической ошибки (СКО) [5]. В результате подобраны размер входного пакета – 32 и число эпох – 2000.

На рис. 3 и 4 приведены графики линейной регрессии и СКО при выбранных оптимальных параметрах ИНС. Из рис. 3 видно, что с ростом значения ЭЭ обученная модель дает более точные результаты. Так, минимальное значение относительной погрешности составило 1 дБ при истинном значении ЭЭ = 540 дБ. В то время как при истинном значении ЭЭ = 300 дБ погрешность достигает нескольких десятков децибел.

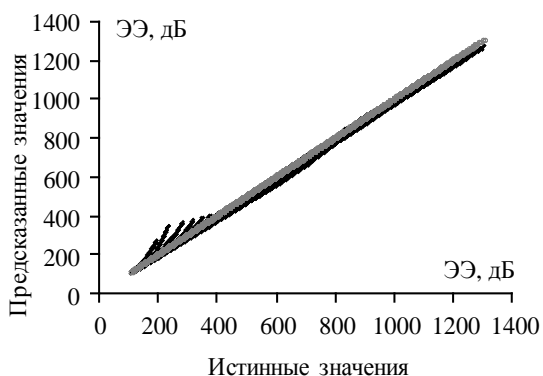


Рис. 3. График линейной регрессии модели ИНС

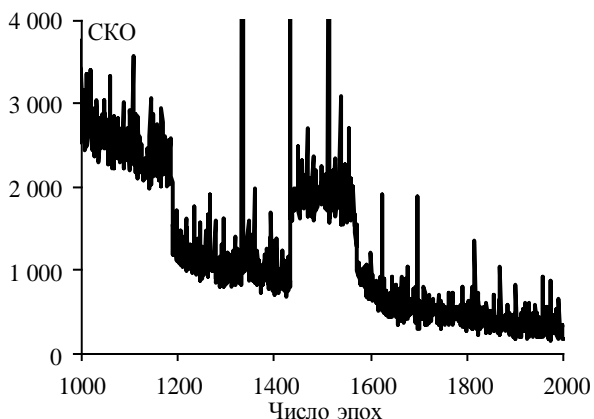


Рис. 4. Зависимость СКО от числа эпох обучения ИНС

Из рис. 4 видно, что с увеличением номера эпохи обучения СКО экспоненциально убывает. При этом при числе эпох 2000 ее значение составляет всего 176. Таким образом, рис. 3 и 4 подтверждают корректность обученной модели ИНС.

**Тестирование модели ИНС**

Для тестирования обученной модели ИНС выбраны три электромагнитных экрана с параметрами, представленными в таблице. Для этих трех экранов в диапазоне частот от 10 кГц до 1 МГц, используя обученную модель ИНС и систему компьютерного моделирования TALGAT [6], получены зависимости ЭЭ, представленные на рис. 5.

**Характеристики электромагнитных экранов**

Номер экрана	$\mu_r$	$\sigma$ , МСм/м	$t$ , мм
1	45	10	1
2	1	45	1
3	45	45	1

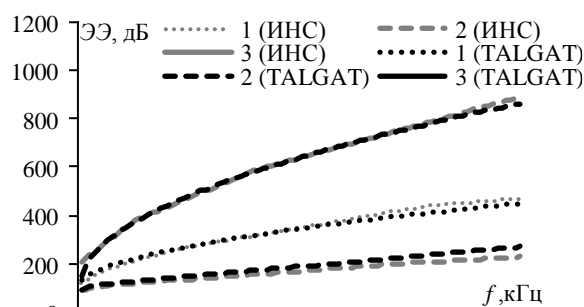


Рис. 5. Частотные зависимости ЭЭ экранов 1–3, полученные моделью ИНС и в системе TALGAT

Видно, что для всех трех экранов частотные зависимости ЭЭ, полученные моделью ИНС и в системе TALGAT, хорошо согласуются. Наибольшее расхождение между результатами наблюдается для экрана 2 (максимальное отличие достигает 21 дБ или 11%). При этом для экранов 1 и 3 отличие не превышает 2%. Таким образом, тестирование подтверждает точность и адекватность обученной модели ИНС.

**Заключение**

В рамках данной работы создана модель ИНС для прогнозирования ЭЭ плоских электромагнитных экранов. Выбрана структура ИНС и подобраны оптимальные параметры входного пакета и числа эпох обучения. Выполнено сравнение частотных зависимостей ЭЭ, полученных моделью ИНС и в системе TALGAT. Показано, что модель обладает приемлемой точностью.

Дальнейшие исследования будут направлены на оптимизацию параметров ИНС и увеличение объема данных для обучения с целью повышения точности прогнозирования ЭЭ. Помимо этого, предполагается адаптировать модель к решению задач прогнозирования ЭЭ многослойных композитных экранов, выполненных на основе сочетания полимерных материалов и тонких металлических пленок.

*Литература*

1. Документация по библиотеке Keras [Электронный ресурс]: официальный сайт keras.io. – URL: <https://ru-keras.com/home> (дата обращения: 12.09.2023).

2. Shi D. Determination of shielding effectiveness of multilayer shield by making use of transmission line theory / D. Shi, Y. Gao, Y. Shen // Proceedings of 7th International symposium on electromagnetic compatibility and electromagnetic ecology. – St. Petersburg. – 2007. – PP. 95–97.

3. Семенова А. Моделирование эффективности экранирования многослойных экранов на основе металлов и полимерных композитных материалов / А. Семенова, А.А. Иванов // Матер. XVII Междунар. науч.-практ. конф. «Электронные средства и системы управления». – Томск: В-Спектр, 2021. – Т. 2. – С. 34–36.

4. François C. Deep learning with Python. Second edition. Shelter Island, NY, USA: Manning publications, 2021. – 504 p.

5. Орельен Ж. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit-Learn и TensorFlow. – М.: Диалектика, 2018. – 688 с.

6. TALGAT, система компьютерного моделирования электромагнитной совместимости [Электронный ресурс]. – <https://talgat.org/talgat-software> (дата обращения: 12.09.2023).

**Смирнов Сергей Владимирович**

Инженер научно-исследовательской лаборатории «Безопасность и электромагнитная совместимость радиоэлектронных средств» (НИЛ «БЭМС РЭС») Томского государственного ун-та систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР)  
Эл. почта: seroga64-30@yandex.ru

**Иванов Антон Андреевич**

Канд. техн. наук, ассистент каф. телевидения и управления, с.н.с. НИЛ «БЭМС РЭС» ТУСУРа  
Эл. почта: anton.ivn@tu.tusur.ru