

# РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА ОТКАЗОВ КОМПОНЕНТОВ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

**В.В. Вычужанин, Н.Д. Рудниченко**

Одесский национальный морской университет,  
Мечникова 34, Одесса, 65029, Украина, e-mail: murder8910@mail.ru

В статье приведены результаты разработки и исследования искусственной нейронной сети для решения задач прогнозирования состояния элементов и межэлементных связей сложных технических систем. Разработан алгоритм построения нейросети, приведены результаты обучения и тестирования ее работы на базе системы Matlab. Проведенные исследования подтверждают адекватность разработанной модели, что обусловлено достижением точности распознавания тестовой выборки более 80%.

**Ключевые слова:** прогнозирование риска, нейронные сети, обучение нейронной сети, сложные технические системы.

## Введение

Известно, что количество элементов и межэлементных связей в сложных технических системах (СТС) повышается. Это неизбежно приводит к росту числа возможных сценариев развития аварийных ситуаций в таких системах. В связи с этим возрастают вычислительные и временные затраты на проведение анализа и численной оценки риска отказов компонентов СТС в различных условиях эксплуатации [1,2]. Проведение подобных расчетов вручную или на базе существующих неспециализированных табличных процессоров не является целесообразным и требует разработки отдельных прикладных программных решений для автоматизации расчетов.

Приоритетной задачей при разработке эффективных программных комплексов для осуществления поддержки принятия решений по управлению риском отказов является реализация адекватных моделей прогнозирования технического состояния СТС и их подсистем [3,4].

Проблемы прогнозирования риска отказов и потери работоспособности компонентами СТС многообразны и связаны с такими факторами, как полиморфность оборудования, недостаток качественных и количественных экспертных данных по его надежности, динамичность изменяющихся условий эксплуатации, человеческий фактор.

В свою очередь, ряд применяемых методов прогнозирования технического состояния СТС не являются универсальными и гибкими, т.к. опираются на детерминированные и формализованные статистические модели. Для подобных методов характерно отсутствие возможностей осуществления полноценного учета специфики функционирования элементов и межэлементных связей системы, в особенности в условиях неопределенности воздействия на СТС различных внешних или внутренних факторов [5-7].

Значительным преимуществом для осуществления адекватного прогнозирования значений риска отказов компонентов систем обладают структурные модели, базирующиеся на механизмах и методах искусственного интеллекта, в частности

искусственные нейронные сети [8]. Подобные модели позволяют обеспечить возможность прогнозирования риска отказов компонентов технических систем за счет применения механизмов обобщения, идентификации неявных зависимостей между входными и выходными выборками данных, поддержке различных алгоритмов обучения [9]. Это имеет значительное преимущество в ряде случаев, когда исследуемая СТС содержит несколько сотен или тысяч критериев и показателей, используемых при анализе и прогнозировании возможных сценариев потери работоспособности систем.

### **Цель статьи и постановка задачи исследований**

*Целью* данной статьи является автоматизация процесса прогнозирования технического состояния компонентов сложных технических систем различной топологии и иерархии.

*Задача* исследования заключается в разработке и анализе адекватности модели искусственной нейронной сети, позволяющей осуществлять прогнозирование риска отказов элементов и межэлементных связей СТС, с учетом специфики их комплексного взаимодействия и взаимовлияния в различных условиях эксплуатации.

### **Основная часть**

В качестве входной выборки данных для построения модели искусственной нейронной сети из базы статистических данных OREDA выбраны и рассчитаны следующие технические параметры компонентов СТС: структурный и функциональный ущерб, вероятность выхода из строя, наличие запчастей, степень ремонтпригодности, количество происшедших ремонтов, структурный и функциональный риск отказов, длительность эксплуатации, режим эксплуатации и среднерыночная стоимость. Данные параметры задаются в структурном виде посредством применения формата данных \*.csv, в котором каждый столбец – значения каждого отдельного параметра.

Для расчетов эталонных значений риска отказов использовались предложенные в работах [10,11] методики, применяющие методы когнитивно-имитационного моделирования, поражающего моделирующего импульса и нормирующего воздействия.

Базируясь на выборках входных данных, проведено обучение нейросети на протяжении 10000 эпох, каждый параметр содержит около 1000 значений. Для организации процесса моделирования нейронной сети разработаны программный скрипт и обобщенный алгоритм, структура которого приведена на рис. 1.

Для построения модели нейронной сети пользователь инициирует запуск исполняемого файла разработанного программного скрипта, после чего осуществляется загрузка всех компонентов системы и визуализация главной формы.

Следующим шагом является выполнение процедуры импорта соответствующих векторов входных данных по элементам и межэлементным связям по значениям выбранных параметров и векторов исходной переменной (итоговый риск). На базе этого происходит создание модели искусственной нейронной сети, с последующим заданием параметров ее тренировки, выбором активационной функции и алгоритма обучения.

Последним этапом является конфигурирование настроек тренировки модели, непосредственного обучения нейронной сети, оценка полученных результатов ее работы в виде размеров полученных погрешностей и оценок, после чего обеспечивается возможность экспорта данных в бинарный mat-файл. В рамках

разработанного интерфейса предусмотрен процесс пошаговой модификации выбираемых данных с возможностью обратного перехода.

Разработка и обучение модели нейронной сети осуществлено на базе метода обратного распространения ошибки, линейной функции нормализации с применением активационной функции арктангенса.



Рис. 1. Обобщенный алгоритм создания модели нейронной сети

Структурный состав модели разработанной нейронной сети, состоящей из входного блока данных по выбранным критериям, 2 слоев, 20 нейронов и выходного блока данных по итоговым значениям рисков приведен на рис. 2. Реализация и обучение разработанной искусственной нейронной сети выполнена средствами системы Matlab, с помощью модуля Neural Network Toolbox.

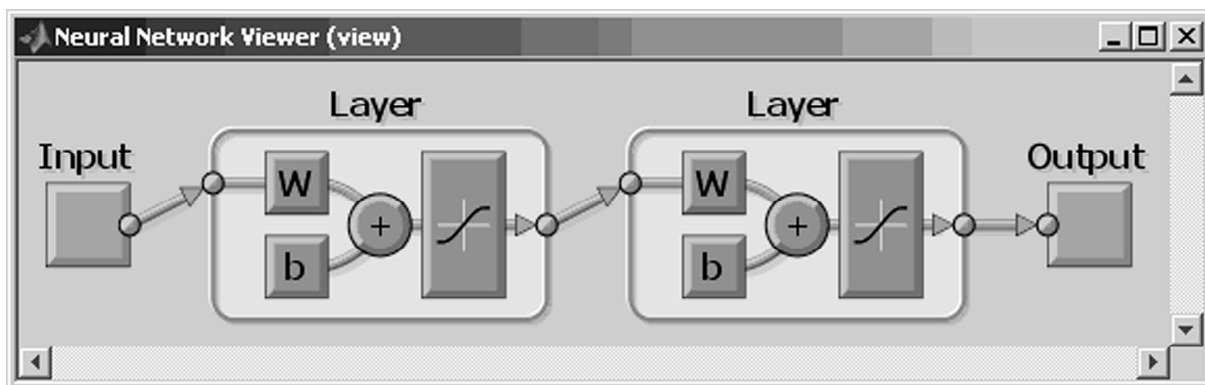


Рис. 2. Структурный состав модели разработанной нейросети

График отображения общего распределения данных модифицированной нейронной сети приведен на рис. 3. По осям абсцисс и ординат отложены значения итоговых выборок данных обученной нейронной сети в диапазоне от 0 до 1. Эталонные значения векторов отложены в виде пунктирной линии, отдельные значения данных соответствующих параметров обозначено маркерами типа «круг», линия показывает корреляцию по всем исследуемым значениям модели. Общая оценка  $R$  превышает 0.8, что свидетельствует о достаточно высокой точности и адекватности построенной модели.

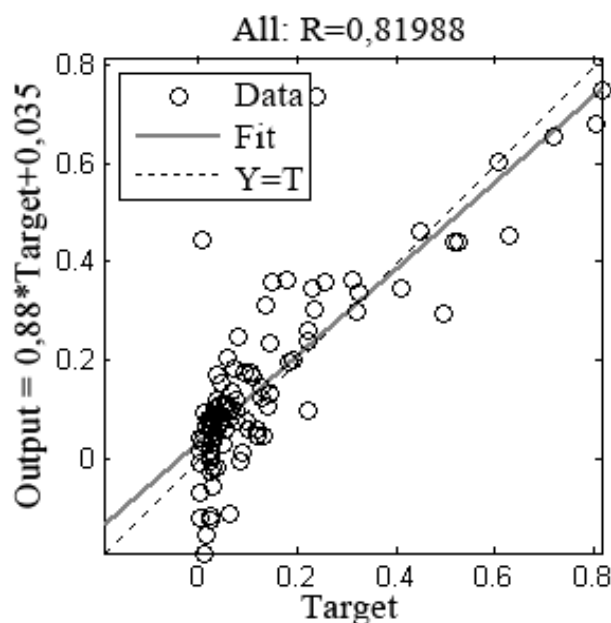


Рис. 3. График отображения общего распределения данных модифицированной нейросети

Проверка точности прогнозирования нейронной сети проведена на базе аналитического расчета и сравнения значений риска отказов по имеющимся в базе OREDA выборкам данных для ряда сценариев развития аварийных ситуаций СТС.

Исследование разработанной модели искусственной нейронной сети для прогнозирования состояния СТС позволило установить, что достоверность прогнозирования риска отказов является высокой, относительная погрешность составила менее 3%.

## Выводы

Разработанная модель искусственной нейронной сети позволяет осуществлять прогнозирование риска отказов элементов и межэлементных связей СТС, с учетом специфики их комплексного взаимодействия и взаимовлияния в различных условиях эксплуатации, что подтверждается результатами моделирования. Разработанная модель может быть вынесена в унифицированный программный модуль с графическим интерфейсом с помощью программного средства Simulink и фрейворка Guide для автономного использования или интегрирована в качестве отдельной библиотеки для использования в системе поддержки принятия решений по управлению рисками технических систем.

## Список литературы

1. Рябинин, И.А. Надежность и безопасность структурно-сложных систем / И.А. Рябинин. – СПб.: Изд-во С.-Петерб. ун-та, 2007. – 276 с.
2. Rudnichenko, N. Concept implementation of decision support software for the risk management of complex technical system / N. Rudnichenko, V. Boyko, S. Kramskoy, Y. Hrechukha, N. Shibaeva // *Advances in Intelligent Systems and Computing of the series Advances in Intelligent Systems and Computing*. – 2016. – № 512. – P. 255-269.
3. Vychuzhanin, V. Devising a method for the estimation and prediction of technical condition of ship complex systems / V. Vychuzhanin, N. Rudnichenko, V. Boyko, N. Shibaeva, S. Kononov // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2016. – №6/9 (84). – С. 4-11.
4. Вычужанин, В.В. Технические риски сложных комплексов функционально взаимосвязанных структурных компонентов судовых энергетических установок / В.В. Вычужанин, Н.Д. Рудниченко, // *Вісник Одеського національного морського університету, збірник наукових праць*. – 2014. – № 2. – С. 68-77.
5. Царгородцев, В.Г. Производство полужемпирических знаний из таблиц данных с помощью обучаемых искусственных нейронных сетей / В.Г. Царгородцев // *Методы нейроинформатики*. – Красноярск: Изд-во КГТУ. – 2012. – С. 89-101.
6. Покусаев, М.Н. Система диагностики судовых энергетических установок с применением нейросетевых моделей / М.Н. Покусаев, Н.Н. Касимов // *Вестник АГТУ, Управление вычислительная техника и информатика*. – 2012. – №2. – С. 88-92.
7. Любимова, Т.В. Решение задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей / Т.В. Любимова, А.В. Горелова // *Инновационная наука*. – 2015. – № 4. – С. 39-42.
8. Шадрина, В.В. Применение методов прогнозирования в технических системах / В.В. Шадрина, Е.Ю. Косенко // *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. – 2011. – № 2. – Том 115. – С. 141-145.
9. Костина, Л.Н. Нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов / Л.Н. Костина, Г.А. Гареева // *Инновационная наука*. – 2015. – № 6-2. – С. 70-73.
10. Рудниченко, Н.Д. Информационная когнитивная модель технологической взаимозависимости сложных технических систем / Н.Д. Рудниченко, В.В. Вычужанин // *Информатика и математические методы в моделировании*. – 2013. – №3. – С. 240-247.
11. Рудниченко, Н.Д. Оценка структурного и функционального рисков сложных технических систем / Н.Д. Рудниченко, В.В. Вычужанин // *Восточно-европейский журнал передовых технологий*. – 2014. – №1(67). – С. 18-22.

**РОЗРОБКА МОДЕЛІ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКА ОТКАЗІВ  
КОМПОНЕНТІВ СКЛАДНИХ ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ**

В.В. Вичужанин, М.Д. Рудніченко

Одеський національний морський університет,  
Мечникова 34, Одеса, 65404, Україна, e-mail: murder8910@mail.ru

У статті наведені результати розробки і дослідження штучної нейронної мережі для вирішення завдань прогнозування стану елементів і межелементних зв'язків складних технічних систем. Розроблено алгоритм побудови нейромережі, наведені результати навчання і тестування її роботи на базі системи Matlab. Проведені дослідження отриманих результатів підтверджують адекватність розробленої моделі, що обумовлено досягненням точності розпізнавання тестової вибірки більше 80%.

**Ключові слова:** прогнозування ризиків, нейронні мережі, навчання нейронної мережі, складні технічні системи.

**DEVELOPMENT OF THE NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTION FAILURE RISK'S OF  
THE COMPLEX TECHNICAL SYSTEMS COMPONENTS**

V.V. Vichuzhanin, N.D. Rudnichenko

Odessa National Maritime University,  
Mechnikov 34, Odessa, 65404, Ukraine, e-mail: murder8910@mail.ru

The article presents the results of research and development of artificial neural network to solve the problems of forecasting the state of the elements and inter-element links of complex technical systems. Authors proposed an algorithm for constructing a neural network, the results of the training and testing of its work on the basis of Matlab system. The research results obtained confirm the adequacy of the developed model, which is due to the achievement of the test sample recognition accuracy of over 80%.

**Keywords:** risks prediction, neural networks, neural network training, complex technical systems.