

Прогнозирование технического состояния оборудования на основе нейронной сети

О. М. Проталинский¹, А. В. Андришин²,

И. А. Щербатов³

Московский энергетический институт

¹protalinskiy@gmail.com, ²andriushinav@mpei.ru

³shcherbatovia@mpei.ru

И. О. Проталинский

Группа компаний «Бест»

protalinskii.i.o@astra-best.ru

Аннотация. Наличие устойчивого тренда на снижение остаточного ресурса оборудования различных отраслей промышленности в Российской Федерации является очень важной комплексной проблемой, которая требует незамедлительного решения. В этой связи возникают задачи оценки текущего технического состояния оборудования и его прогнозирования на некоторый временной интервал. В работе показано решение данных задач с использованием искусственных нейронных сетей, которые реализуют функциональную зависимость дефектов, возникающих в процессе функционирования оборудования, от параметров, характеризующих режимы его работы. Приведены данные экспериментов, подтверждающие применимость разработанного подхода.

Ключевые слова: прогноз; техническое состояние; оборудование; нейронная сеть; параметр; дефект; отказ; промышленность; энергетика

I. ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование надежности оборудования энергетических компаний сопряжено с рядом трудностей [1]. Оно осуществляется на основе расчета вероятности отказа единицы технологического оборудования предприятий энергетики, в зависимости от совокупности зарегистрированных для него дефектов [2].

В связи с тем, что жизненный цикл оборудования составляет десятки лет, а его выход из строя происходит крайне редко, то при построении математических моделей таких объектов присутствует недостаточность статистических данных.

Регистрация явных дефектов (или их фактическое появление вне зависимости от регистрации) может привести к отказу единицы энергетического оборудования с определенной вероятностью (0,1). При этом степень влияния данного дефекта – условная вероятность отказа при его появлении является аддитивной, то есть независимой от влияния других дефектов.

В некоторых случаях появление двух и более дефектов может оказывать на показатели отказа синергетический эффект, но подобное явление встречается крайне редко и весьма затруднено при его определении, анализе и математической обработке [3].

Явные дефекты технологического оборудования предприятий энергетики могут рассматриваться как технические причины, которые приводят к отказу элемента. Данные входные координаты носят характер управлений – в процессе формирования и исполнения ремонтной программы осуществляется управляющее воздействие – дефект может быть устранен [4].

Кроме дефектов энергетического оборудования, присутствуют также причины, которые могут быть разделены на две группы: внутренние и внешние.

Причины, в отличие от дефектов, приводят к появлению отказа с вероятностью 1. Управлять причинами не представляется возможным. Управляющее воздействие наносится только после появления причины, а значит, факт возникновения отказа уже имеет место.

К внутренним причинам (технические причины) могут быть отнесены: скрытые дефекты (для определения требуется останов оборудования и проведение мероприятий по диагностике), явные дефекты, которые не были зарегистрированы в процессе эксплуатации технологического оборудования объектов энергетики (недостаточный контроль со стороны персонала с использованием соответствующих методик и технических средств).

К внешним причинам (организационные причины) могут быть отнесены: неквалифицированные действия обслуживающего персонала, неправильная организация мероприятий (управленческие ошибки), погодные условия (внешние условия эксплуатации) в местах нахождения соответствующего эксплуатируемого оборудования, например, линий электропередачи и другие [5].

Обзор литературных источников в рассматриваемой предметной области позволяет утверждать, что математический аппарат искусственных нейронных сетей является наиболее подходящим для прогнозирования отказов энергетического оборудования [6].

Кроме того, на данный момент отсутствует единый методологический базис для решения прогнозирования технического состояния оборудования, несмотря на определенные успехи, достигнутые рядом исследователей [7–8]; оценка надежности [9–10].

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Обозначим через $D_{ij}, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$ дефекты, через $R_i, i = \overline{1, n}$ отказы единиц технологического оборудования предприятий энергетики, где n – общее число групп оборудования, m – общее число видов дефектов, которые могут быть зафиксированы для данной группы оборудования, а через $C_k^{\text{int}}, k = \overline{1, l}$ внутренние и $C_k^{\text{ext}}, k = \overline{1, l'}$ внешние причины возникновения отказа.

В качестве упрощения необходимо указать, что математическая модель прогнозирования технического состояния оборудования строится без подробного рассмотрения процессов, протекающих внутри группы оборудования и оказывающих влияние на вероятность отказа в процессе ее эксплуатации.

Для построения модели используются только статистические данные по явным дефектам, причинам и отказам единиц оборудования, образующих соответствующую группу.

Тогда существует возможность установления функциональной зависимости $f(\cdot)$ вероятности отказа $Q_{R_i}, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$ от совокупности дефектов для конкретной единицы технологического оборудования предприятий энергетики в соответствии со следующим выражением:

$$Q_{R_i} = f(D_{ij})$$

На вероятность возникновения отказа единицы оборудования влияют внутренние C_k^{int} и внешние C_k^{ext} причины. Это означает, что вероятность возникновения события отказ зависит, в том числе от условия своего возникновения, т.е. от вероятности присутствия той или иной причины.

Обозначим через P_{int} вероятность возникновения внутренней причины C_k^{int} отказа единицы технологического оборудования предприятий энергетики, а через P_{ext} вероятность возникновения внешней причины отказа C_k^{ext} .

Тогда условная вероятность возникновения события отказ R_i при условии, что произошло событие внутренняя причина возникновения отказа C_k^{int} будем обозначать $P(R_i | C_k^{\text{int}})$, а условную вероятность события отказ R_i при условии, что произошло событие внешняя причина возникновения отказа C_k^{ext} будем обозначать $P(R_i | C_k^{\text{ext}})$.

Тогда вероятность совместного возникновения событий R_i и C_k^{int} равна:

$$P(R_i C_k^{\text{int}}) = Q_{R_i} \cdot P(R_i | C_k^{\text{int}})$$

А вероятность совместного возникновения событий R_i и C_k^{ext} будет равна:

$$P(R_i C_k^{\text{ext}}) = Q_{R_i} \cdot P(R_i | C_k^{\text{ext}})$$

Как отмечалось ранее, прогнозирование надежности оборудования энергетических компаний сопряжено с рядом трудностей. Оно осуществляется на основе расчета вероятности отказа единицы технологического оборудования предприятий энергетики, в зависимости от совокупности зарегистрированных для него дефектов.

III. ПОСТРОЕНИЕ СТРУКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Эффективность прогнозирования отказа единицы оборудования, определяется качеством обучения искусственной нейронной сети. Для решения этой задачи крайне важно обеспечить выбор структуры искусственной нейронной сети (рис. 1), под которым будем понимать определение числа скрытых слоев, числа нейронов в них, а также функций активации самих нейронов.

При этом структура искусственной нейронной сети должна быть по возможности более простой, т.к. сложность сети увеличивает время, затрачиваемой на обучение и сеть начинает воспроизводить шум и пр.

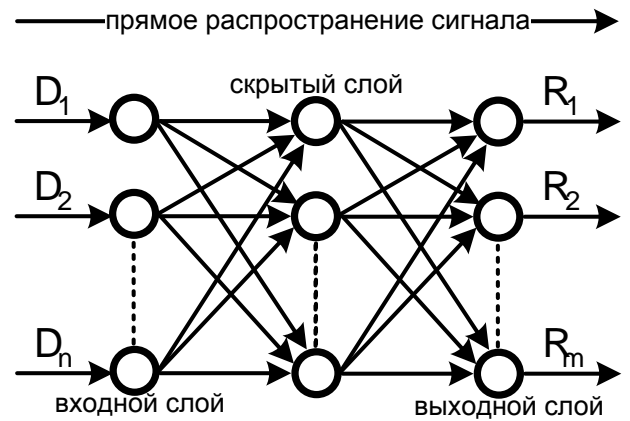


Рис. 1. Структура персептрона с одним скрытым слоем

При выборе числа слоев необходимо учесть следующий набор эвристических правил: наличие нелинейности (как правило, все реальные функциональные зависимости являются нелинейными) приводит к необходимости использования многослойного персептрона; чем выше сложность и нелинейность задачи, тем большее число скрытых слоев можно использовать, но обычно не более двух.

На основании следствий из теоремы Колмогорова-Арнольда-Хех-Нильсена можно утверждать, что универсальным преобразователем является персептрон с одним скрытым слоем и сигмоидными функциями активации [1]. Из данного соотношения можно получить следующее соотношение:

$$\frac{N_R \cdot o}{1 + \log_2(o)} \leq N_w \leq N_R \left(1 + \frac{o}{N_D} \right) (N_D + N_R + 1) + N_R$$

где N_D – размерность входного сигнала (число дефектов группы оборудования); N_R – размерность выходного сигнала (вероятность возникновения отказа единицы оборудования); N_w – требуемое число синоптических связей для скрытого слоя; o – число элементов в обучающей выборке.

Зная число весов N_w можно рассчитать число нейронов в скрытом слое H , который является единственным:

$$H = \frac{N_w}{N_D + N_R}$$

Сигмоидная функция (как следствие из теоремы Колмогорова-Арнольда-Хека-Нильсена) может быть представлена следующим образом:

$$Fa(S) = \frac{1}{1 + e^{-S}}$$

где $Fa(S)$ – сигмоидная функция активации; S – входной сигнал нейрона.

Размер обучающей выборки оказывает существенное влияние на число нейронов, входящих в скрытый слой перцептрона.

Поэтому необходимо провести экспериментальное исследование указанного влияния на качество воспроизведения функциональной зависимости и обобщающую способность искусственной нейронной сети.

В общем виде порядок построения математической модели в виде искусственной нейронной сети для целей прогнозирования отказов технологического оборудования предприятий энергетики может быть представлен последовательностью этапов.

На первом этапе производится оценка достаточности, разнообразия и равномерности данных в генеральной совокупности. Именно эти характеристики генеральной совокупности определяют качество и скорость обучения, точность воспроизведения функциональной зависимости, а также обобщающую способность искусственной нейронной сети.

Второй этап заключается в разделении генеральной совокупности на две выборки – обучающую и тестовую. Первая служит для получения нейронной сети, а вторая необходима для проверки воспроизводимости требуемого результата, точности и обобщающей способности.

Третий этап – выбор структуры искусственной нейронной сети, включающий в себя выбор числа слоев, числа нейронов в промежуточных слоях, а также вид функций активации нейронов (в нашем случае всегда будет сигмоидная активационная функция из-за

применения следствия из теоремы Колмогорова-Арнольда-Хека-Нильсена).

В процессе выполнения четвертого этапа производится обучение искусственной нейронной сети с использованием обучающей выборки, которая получена в ходе реализации этапа номер два. Обучение заканчивается, когда будут достигнуты условия останова.

Первое условие останова обучения – достижение наперед заданного числа эпох обучения. Второе условие останова – достижение требуемой точности воспроизведения функциональной зависимости вероятности отказа единицы оборудования от набора зафиксированных для нее дефектов.

Пятый этап – проведение тестирования искусственной нейросетевой модели, которое является необходимым для подтверждения достигнутой точности воспроизведения функциональной зависимости и качества обобщающей способности сети.

После этого традиционными методами может быть проведена оценка адекватности полученной нейросетевой математической модели, а также воспроизводимости результатов, которые получаются при ее использовании.

Прогнозирование осуществляется следующим образом. В связи с тем, что на вход искусственной нейронной сети поступает набор нулей (отсутствие явного дефекта) и единиц (наличие явного дефекта), а выходом является вероятность отказа единицы технологического оборудования, то подавая на вход требуемый набор нулей и единиц (набор дефектов, который может возникнуть через определенный временной интервал) можно осуществлять прогнозирование технического состояния (возможный отказ единицы технологического оборудования) на некоторый интервал времени.

IV. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ

В качестве примера для проведения экспериментального исследования прогнозирования технического состояния была выбрана группа оборудования «предохранители ПКТ-101».

Для группы оборудования «предохранители ПКТ-101» выделено 13 дефектов: загрязнение контактных соединений; неисправность контактных соединений; окисление контактных соединений; разрегулировка контактной системы; аварийный нагрев контактных соединений; нагрев контактных соединений; аварийный нагрев контактных соединений; нагрев контактных соединений; некалиброванная плавкая вставка; нарушение контакта держателя предохранителя; отсутствие плавкой вставки; перегорание плавкой вставки; разрушение корпуса плавкой вставки.

Таким образом, число входов искусственной нейронной сети для расчета вероятности отказа предохранителя ПКТ-101 равно 13.

Достаточным считается размер обучающей выборки, при котором сеть выходит на асимптоту точности, т.е. обеспечивается близость ошибок обучения и обобщения. Разнообразие и равномерность определяются необходимостью вхождения в состав совокупности исходных статистических данных как можно большего числа образов дефектов.

Чем больше отличающихся комбинаций дефектов (наборы нулей и единиц) входит в обучающие примеры, тем более точным будет результат обобщения искусственной нейронной сетью.

Например, для выбранной группы технологического оборудования из базы данных учетной информационной системы межрегиональной сетевой компании выбрано 14059 значений (более чем для трехсот единиц оборудования), собранных за более чем пять лет регистрации дефектов и отказов технологического оборудования.

Число сочетаний дефектов при их общем количестве равным 13 будет 8192. После загрузки совокупности исходных данных в соответствующий программный модуль рассчитывалась частота появления отказа при одинаковом наборе дефектов. После проведения данной процедуры число элементов генеральной совокупности сократилось до 1318.

В связи с тем, что совокупность дефектов (любой входной обучающий образ) есть набор нулей (отсутствие конкретного дефекта) и единиц (их наличие), то в данном случае отсутствует необходимость дополнительно обеспечивать разнообразие, равномерность и пр. Выборка является репрезентативной.

2/3 элементов, входящих в генеральную совокупность должны быть отнесены к обучающей выборке, 1/3 войти в состав тестовой выборки. Данное соотношение было получено в ходе исследования, результаты которого представлены в [12]. Таким образом, общее число элементов в обучающей выборке должно быть равно 879, а в тестовой 439.

Для обучения и тестирования наборы дефектов ранжируются специальным образом так, чтобы одинаковые дефекты (которые относятся к критическим и оказывают наибольшее влияние на отказ единицы оборудования) попадали как в обучающую, так и в тестовую выборку. Это позволит обеспечить требуемую обобщающую способность искусственной нейронной сети и воспроизводимость результатов моделирования с ее использованием.

Результат обучения и тестирования искусственной нейронной сети, реализующей функциональную зависимость отказов группы технологического оборудования «Предохранители ПКТ-101» от совокупности регистрируемых дефектов в среде инженерных расчетов Matlab представлены на рис. 2–3.

На рисунках показано убывание среднеквадратической ошибки (MSE) по эпохам обучения искусственной

нейронной сети и отклонение результатов моделирования от линии прямой регрессии.

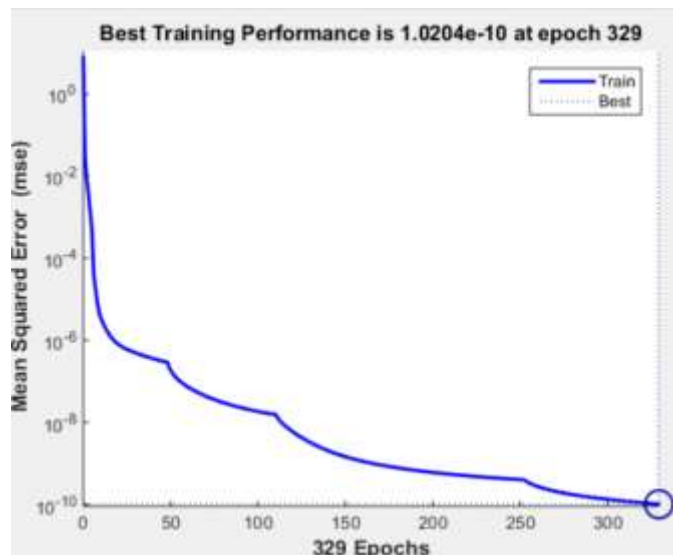


Рис. 2. Убывание среднеквадратической ошибки (MSE) по эпохам обучения

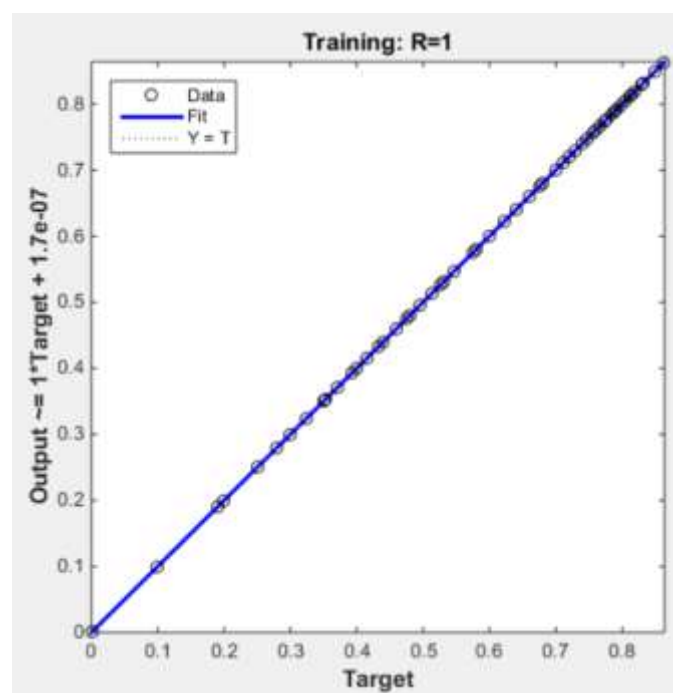


Рис. 3. Отклонение результата (Data) от прямой регрессии (Fit)

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результат построения линейной регрессии и значение коэффициента $R > 0.8$ свидетельствует о том, что полученная нейросетевая модель адекватно описывает функциональную зависимость отказов от регистрируемых дефектов и обладает требуемой точностью (ошибка обобщающей способности достаточно близка к ошибке обучения нейронной сети).

Расчет вероятности возникновения отказа единицы оборудования, обеспечивает более эффективное планирование выделения финансовых средств на приведение оборудования в надлежащее техническое состояние в сравнении с традиционными способами, которые применяются в настоящий момент в отрасли [13].

Данный аспект обусловлен тем, что появляется возможность прогнозирования вероятности отказа исходя из конкретного набора дефектов, которые могут возникнуть в процессе эксплуатации оборудования. Решение задачи прогнозирования надежности на основе многослойных перцептронов прямого распространения сигнала позволяет устанавливать функциональную зависимость между дефектами и отказами без изучения внутренних процессов, протекающих в сложном технологическом оборудовании, при этом обеспечив требуемую точность получаемых результатов [14].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Васюченко П.В. Повышение надежности работы электрооборудования путем применения методов диагностики // Энергосбережение. Энергетика. Энергоаудит. 2014. № 4 (123). С. 27-34.
- [2] Кузьмин В.В., Косов Д.С., Новиков А.Л., Иващенко А.В. Система прогнозирования отказов оборудования промышленных предприятий // Надежность и качество сложных систем. № 3 (11). 2015. С. 87-89.
- [3] Радомский В.М. Поиск скрытых дефектов, прогнозирование нежелательных явлений в технических объектах и технологиях // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. Т.6. № 2. 2004. С. 155-162.
- [4] Федорова Е.Е. Разработка методики идентификации дефектов машин и оборудования // Математические машины и системы. 2008. № 2. С. 152-157.
- [5] О комплексном определении показателей технико-экономического состояния объектов электроэнергетики, в том числе показателей физического износа и энергетической эффективности объектов электросетевого хозяйства, и об осуществлении мониторинга таких показателей. Постановление Правительства РФ от 19.12.2016 г. №1401.
- [6] Zhigang Tian An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring. Journal of Intelligent Manufacturing. № 4. 2012, Vol. 23, Iss. 2, pp 227–23.
- [7] El-Sharkawi M.A., Marks II R.J., Oh S., Huang S.J., Kerszenbaum I. and Rodriguez A. Localization of Winding Shorts Using Fuzzified Neural Networks. Proceedings of IEEE Transactions on Energy Conversion. 1995. Vol. 10. № 1. P.147-155.
- [8] Guo Z., Uhrig R.E. Sensitivity Analysis and Application to Nuclear Power Plant // Int. Joint Conf. on Neural Networks. Baltimor, Maryland. 1992. Vol.2. P. 453-458.
- [9] Lukomski R., Wilkosz K. Power System Topology Verification Using Artificial Neural Network Utilization of Measurement Data // Proceedings of the IEEE Transactions PowerTech Conference. 2003. P. 180-186.
- [10] Tarafdar Haque M., Kashtiban A.M. Application of Neural Network in Power system; A Review, World Academy of Science, Engineering and Technology. 2005. P. 53-57.
- [11] Yecht-Nielsen R. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem // IEEE First Annual International Conference On Neural Networks. 1987. Vol. 3. P. 11-13.
- [12] Stepanov P.V., Protalinsky O.M., Shcherbatov I.A. Neural network model of forecasting the state of equipment of energy enterprises. Математические методы в технике и технологиях - ММТТ. 2017. Т. 12. № 2. С. 42-44.
- [13] Проталинский О.М., Проталинский И.О., Кладов О.Н. Система оптимального управления производственными активами энергетических предприятий // Автоматизация и ИТ в энергетике. 2017. № 4 (93). С. 5-8.
- [14] Protalinsky O.M., Shcherbatov I.A., Stepanov P.V. Forecasting failures of energy equipment. В сборнике: Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики сборник трудов Международной научно-технической конференции. Воронежский государственный университет. 2017. С. 1544-1546.