

УДК 004.032.26

DOI: 10.17223/00213411/64/2-2/90

А.В. СЕРБИН, М.В. ГУЦУЛ, М.Д. НОСКОВ, А.А. ЩИПКОВ

## ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ НАСОСНЫХ АГРЕГАТОВ ПОЛИГОНА СКВАЖИННОГО ПОДЗЕМНОГО ВЫЩЕЛАЧИВАНИЯ УРАНА

Рассматривается система прогнозирования отказов насосных агрегатов полигона скважинного подземного выщелачивания урана. Работа системы основана на применении искусственной нейронной сети. Система прогнозирования реализована в виде специализированного программного обеспечения. Описаны топология и алгоритм обучения нейронной сети, а также функционал программного обеспечения.

**Ключевые слова:** добыча урана, скважинное подземное выщелачивание, электронасосный агрегат, прогнозирование, искусственная нейронная сеть, многослойный персептрон, алгоритм обратного распространения ошибки.

### Введение

Скважинное подземное выщелачивание (СПВ) является одним из эффективных методов добычи урана [1, 2]. Разработка месторождения осуществляется с помощью системы технологических скважин. Нагнетательные скважины используются для подачи в рудоносный горизонт выщелачивающих растворов, которые способны переводить уран в раствор на месте залегания руды. Подъем продуктивного раствора осуществляется с помощью электронасосных агрегатов (ЭНА), установленных в откачных скважинах. ЭНА состоят из погружного электродвигателя и центробежного насоса. ЭНА работают в сложных условиях, обусловленных химически агрессивной средой, наличием твердых частиц в составе откачных растворов и т.д. Это вызывает сокращение срока службы ЭНА. Неожиданный выход из строя ЭНА вынуждает предприятие держать резерв оборудования с целью сокращения перерывов в работе откачных скважин. Предсказание времени до момента возникновения неисправности ЭНА позволит повысить качество планирования ремонта и замены оборудования. В настоящее время для прогнозирования состояния технологического оборудования применяются информационные системы, основанные на различных методах искусственного интеллекта [3–6]. Однако на предприятиях, ведущих добычу урана способом СПВ, подобные системы не применяются. В настоящей работе рассматривается система прогнозирования отказов ЭНА полигонов СПВ, разработанная с применением искусственной нейронной сети (ИНС) [7, 8].

### Искусственная нейронная сеть

Система прогнозирования отказов позволяет предсказывать ожидаемое время  $y$  до момента выхода из строя ЭНА. Входными параметрами  $x_i$  ( $i = 1, \dots, 13$ ) для работы системы прогнозирования являются характеристики режима работы ЭНА (таблица). К входным параметрам применяется нормировка в интервале  $[0; 1]$ . Нормированное значение входного параметра  $\tilde{x}_i$  рассчитывается по абсолютному значению параметра  $x_i$  по формуле

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}, \quad (1)$$

где  $\max(x_i)$  – максимальное значение параметра;  $\min(x_i)$  – минимальное значение параметра.

Для прогнозирования времени  $y$  до момента выхода из строя ЭНА применяется четырехслойный персептрон, количество нейронов входного (первого) слоя которого равно количеству входных параметров  $n_1 = 13$ , а количество нейронов выходного (четвертого) слоя соответствует одному прогнозируемому параметру  $n_4 = 1$ . Количество нейронов двух внутренних (второго и третьего) слоев  $n_2$  и  $n_3$  рассчитывается с помощью формул:

$$n_2 = n_4 \cdot v^2 = 1 \cdot 2.35^2 \approx 5; \quad (2)$$

$$n_3 = n_4 \cdot v = 1 \cdot 2.35 \approx 2; \quad (3)$$

$$v = \sqrt[3]{n_1/n_4} = 2.35. \quad (4)$$

### Перечень входных параметров

| Параметр | Название параметра                                                          | Ед. изм. |
|----------|-----------------------------------------------------------------------------|----------|
| $x_1$    | Время активной работы ЭНА                                                   | ч        |
| $x_2$    | Количество прецедентов частых пусков ЭНА                                    | шт.      |
| $x_3$    | Количество срабатываний защиты от сухого хода                               | шт.      |
| $x_4$    | Количество прецедентов работы при пониженном напряжении                     | шт.      |
| $x_5$    | Время работы с повышенными пульсациями тока                                 | ч        |
| $x_6$    | Время работы с низким КПД                                                   | ч        |
| $x_7$    | Время работы с низким дебитом                                               | ч        |
| $x_8$    | Количество дней, когда средний коэффициент пульсаций тока больше 1%         | шт.      |
| $x_9$    | Количество дней, когда средний cosφ меньше 60%                              | шт.      |
| $x_{10}$ | Количество дней работы с аномально низким КПД меньше 20–30%                 | шт.      |
| $x_{11}$ | Время работы с повышенным током, превышающим номинальный ток в 1.5 раза     | ч        |
| $x_{12}$ | Количество прецедентов работы с током, превышающим номинальный ток в 3 раза | шт.      |
| $x_{13}$ | Время работы с повышенными пульсациями расхода                              | ч        |

Схема топологии ИНС представлена на рис. 1. ИНС состоит из четырех слоев: 13 нейронов входного слоя, 5 нейронов первого внутреннего слоя, 2 нейрона второго внутреннего слоя, 1 нейрон выходного слоя. Входной вектор  $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{13})$  подается на входной слой, а выходной сигнал ИНС  $\tilde{y}$  определяется путем поочередного вычисления уровней активности элементов каждого слоя (от первого внутреннего слоя до выходного слоя) с использованием уже известных реакций элементов предшествующих слоев.

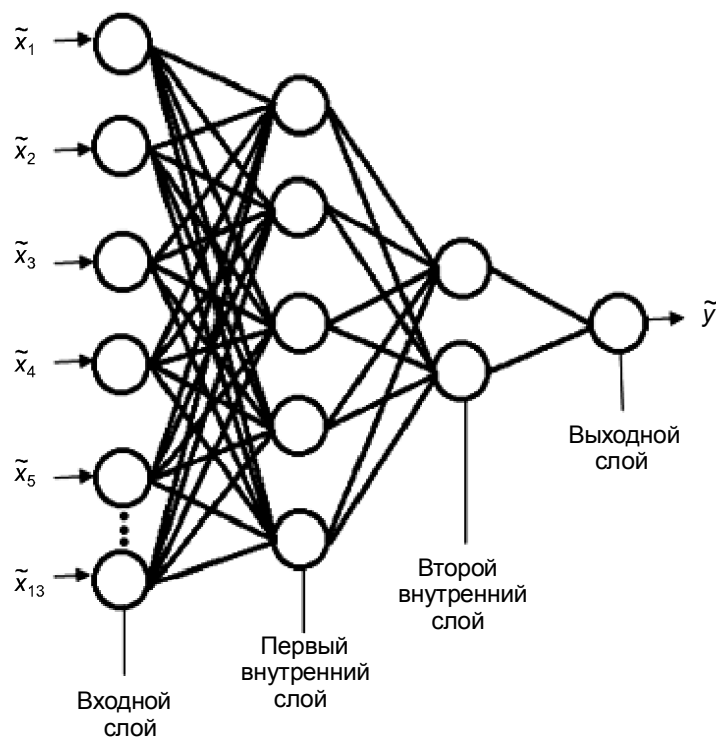


Рис. 1. Топология ИНС

Персептрон имеет следующие особенности: нейроны каждого слоя не связаны между собой; входной сигнал каждого нейрона поступает на входы всех нейронов последующего слоя; нейроны

входного слоя не осуществляют преобразования входных сигналов, их функция заключается только в распределении этих сигналов между нейронами первого внутреннего слоя.

Искусственный нейрон представляет собой сумматор произведений всех входящих сигналов на весовые коэффициенты связи между нейронами. К результату сумматора применяется функция активации  $f(S)$ , значение которой является выходным сигналом нейрона  $u_j^k$ . В настоящей работе в качестве функции активации выбрана сигмоидная функция, принимающая значения от 0 до 1:

$$f(s_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-s_j^k}}. \quad (5)$$

Здесь  $s$  – сумма произведений всех входящих сигналов нейрона на весовые коэффициенты связи. Выходной сигнал для нейронов входного слоя ( $k = 1$ ):

$$(u_1^1, u_2^1, \dots, u_{13}^1) = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_{13}), \quad (6)$$

Выходной сигнал для нейронов внутренних слоев и выходного слоя ( $k = 2, 3, 4$ ):

$$u_j^k = f(s_j^k) = f\left(\sum_{i=1}^{n_{k-1}} \omega_{ij}^{k-1} \cdot u_i^{k-1}\right), \quad (7)$$

где  $k$  – порядковый номер слоя;  $\omega_{ij}^{k-1}$  – весовой коэффициент связи между нейронами  $k-1$ -слоя и  $k$ -слоя;  $i$  – порядковый номер нейрона  $k-1$ -слоя;  $j$  – порядковый номер нейрона  $k$ -слоя.

Выходной сигнал ИНС  $\tilde{y}$  равен выходному сигналу нейрона выходного слоя  $u_1^4$ :

$$\tilde{y} = u_1^4. \quad (8)$$

Ожидаемое время  $y$  до момента выхода из строя ЭНА равняется произведению выходного сигнала ИНС  $\tilde{y}$  на максимальное время  $y_{\max}$  наработки на отказ ЭНА:

$$y = \tilde{y} \cdot y_{\max}. \quad (9)$$

Схема искусственного нейрона на примере первого нейрона первого внутреннего слоя приведена в рис. 2.

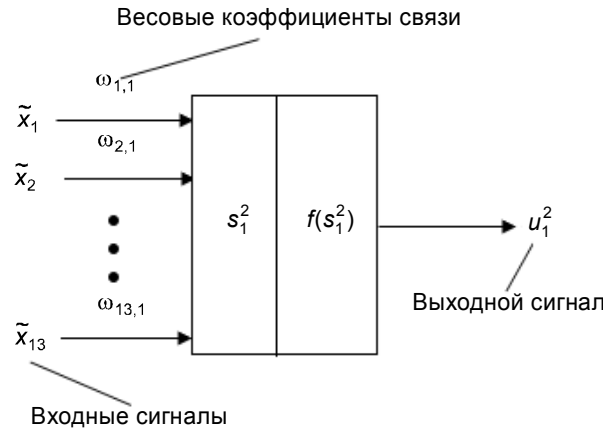


Рис. 2. Искусственный нейрон

### Алгоритм обучения ИНС

Обучение ИНС происходит с помощью алгоритма обратного распространения ошибки – итерационного алгоритма обучения [7]. Для работы алгоритма необходима обучающая выборка, состоящая из  $R$  векторов. Каждый вектор  $r$  обучающей выборки состоит из нормированных значений входных параметров  $\tilde{X}_l^r = (\tilde{x}_{l,1}^r, \tilde{x}_{l,2}^r, \dots, \tilde{x}_{l,13}^r)$  и желаемого нормированного значения выходного параметра  $\tilde{y}_l^r$ .

Перед началом работы алгоритма весовые коэффициенты инициализируются случайными значениями. После инициализации происходит итерационный процесс изменения значений весо-

вых коэффициентов связи между нейронами. Каждая итерация алгоритма состоит из следующих шагов:

- 1) подача векторов  $\tilde{X}_l^r$  на вход ИНС из обучающей выборки:

$$\left\{ \left( \tilde{X}_l^1, \tilde{y}_l^1 \right); \left( \tilde{X}_l^2, \tilde{y}_l^2 \right); \dots; \left( \tilde{X}_l^R, \tilde{y}_l^R \right) \right\}; \quad (10)$$

- 2) вычисление выходных сигналов нейрона выходного слоя  $\tilde{y}^r$ ;

- 3) вычисление ошибок работы ИНС  $\varepsilon^r$ :

$$\varepsilon^r = \tilde{y}_l^r - \tilde{y}^r; \quad (11)$$

- 4) вычисление суммарной квадратической ошибки  $E$ :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^R \left( \tilde{y}_l^r - \tilde{y}^r \right)^2; \quad (12)$$

- 5) если  $E \leq E_{\text{допустимое}}$ , процедура обучения окончена. Иначе переход к шагу 6;

- 6) изменение весов ИНС в направлении уменьшения ошибки обучения:

$$\omega_{ij}^l(k+1) = \omega_{ij}^l(k) + \gamma \omega_{ij}^l(k-1) - \alpha \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}^l(k)}, \quad (13)$$

где  $k$  – номер итерации;  $\alpha$  – скорость обучения ИНС (шаг градиентного спуска);  $\gamma$  – постоянная момента. Переход к первому шагу итерации.

### Программное обеспечение

Система прогнозирования отказов ЭНА реализована в виде специализированного программного обеспечения (ПО), предназначенного для работы с эксплуатационным блоком, содержащим восемь откачных скважин. ПО написано на языке программирования C++ с использованием методов объектно-ориентированного программирования в среде разработки Embarcadero RAD Studio 10.2. ПО является 32-разрядным приложением, работающим на персональном компьютере под управлением семейства операционных систем Windows.

ПО в процессе работы постоянно взаимодействует с базой данных (БД), хранящей в себе данные обучающей выборки, тестовой выборки, значения весовых коэффициентов связи между нейронами, результаты работы ИНС и т.д. Внутри программы реализовано автоматическое сопряжение с системой управления БД (СУБД) Microsoft Access. ПО состоит из модуля ИНС и информационного модуля ЭНА. Модуль ИНС (рис. 3) предназначен для обучения и тестирования ИНС с возможностью их контроля.

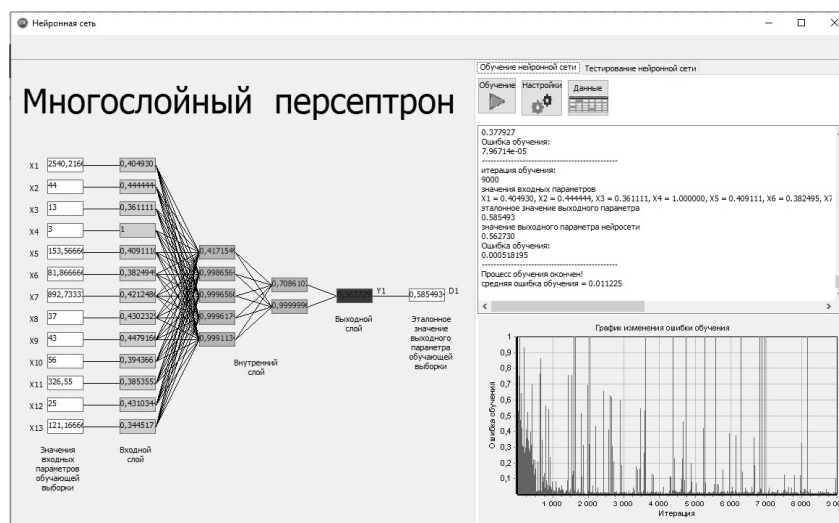


Рис. 3. Окно модуля ИНС

Модуль позволяет осуществлять автоматическое импортирование векторов обучающей и тестовой выборки из БД; отображение в отдельном окне данных обучающей выборки в виде таблицы с возможностью ручного добавления, редактирования и удаления данных; настройку параметров ИНС в отдельном окне; отображение всех итераций работы алгоритмов обучения и тестирования ИНС на схеме ее топологии, текстовом поле и на графике.

Информационный модуль ЭНА (рис. 4) предназначен для осуществления доступа к информации по каждому из восьми ЭНА. Модуль позволяет отображать в отдельных окнах: общие сведения о каждом ЭНА (модель и характеристики насоса и электродвигателя, расположение на добычном полигоне, значение входных параметров за последнюю смену); истории значений входных параметров системы прогнозирования в табличной форме с возможностью их ручного добавления, редактирования и удаления; временные графики входных и выходных систем прогнозирования; значения выходного параметра за последнюю смену и истории значений выходного параметра в виде гистограммы.

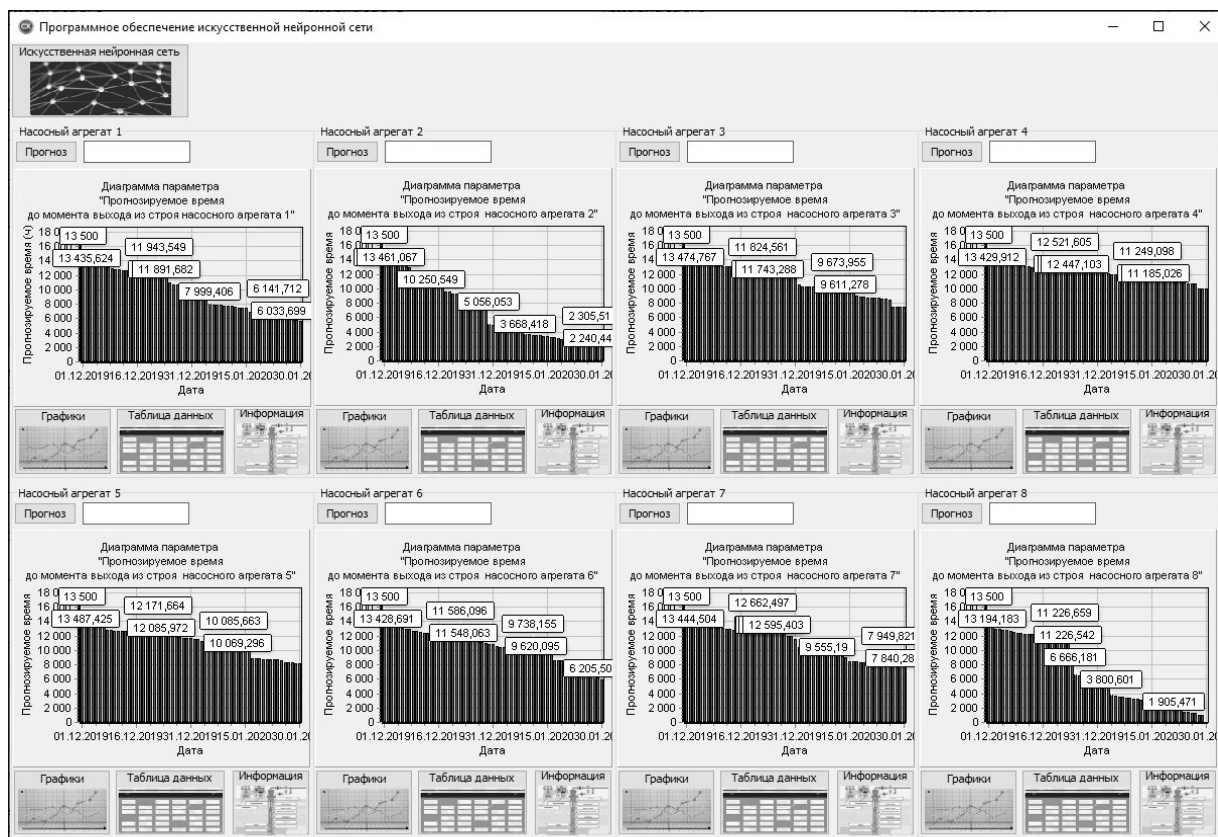


Рис. 4. Окно информационного модуля ЭНА

Обучение ИНС было произведено с помощью алгоритма обратного распространения ошибки на обучающей выборке, сформированной на основе экспертных оценок. Обучающая выборка состояла из 3000 векторов ( $R = 3000$ ). Векторы импортировались из БД, сопряженной с ПО. Результаты тестирования, проведенные после обучения ИНС, показали адекватную работу системы.

### Выводы

На основе метода ИНС разработана система прогнозирования отказов насосных агрегатов полигона СПВ. Система реализована в виде специализированного ПО, предназначенного для работы с эксплуатационным блоком, содержащим восемь откачных скважин. Произведено обучение и тестирование ИНС на модельных данных, полученных с помощью экспертных оценок. Полученные результаты показывают адекватность работы системы и ее готовность к практическому использованию.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Белецкий В.И., Богатков Л.К., Волков Н.И. и др. Справочник по геотехнологии урана. – М.: Энергatomиздат, 1997. – 672 с.
2. Акимов И.Д., Бабкин А.С., Воронцова О.М. и др. Геотехнология урана (российский опыт). – М.: КДУ, 2017. – 576 с.
3. Жукова А.Г., Лаврушин В.М. // Информационные технологии моделирования и управления. – 2015. – Т. 91. – № 1. – С. 41–49.
4. Канаев А.К., Сахарова М.А. // Автоматика, связь, информатика. – 2015. – № 2. – С. 13–16.
5. Бендерская Е.Н., Никитин К.В. // Информационно-управляющие системы. – 2015. – № 1 (74). – С. 85–91.
6. Прахов И.В., Бикметов А.Г. // Технические науки. – 2015. – № 9. – С. 502–506.
7. Галушкин А.И. Нейронные сети : основы теории. – М.: Горячая линия-Телеком, 2012. – 497 с.
8. Хливненко Л.В. Практика нейросетевого моделирования. – Воронеж: ВГТУ, 2015. – 214 с.

Поступила в редакцию 20.10.2020.

Северский технологический институт Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ», г. Северск, Россия

**Сербин** Антон Владимирович, аспирант СТИ НИЯУ «МИФИ», e-mail: serbin-96@mail.ru;  
**Гуцул** Михаил Владимирович, мл. науч. сотр. СТИ НИЯУ «МИФИ», e-mail: vistum@rambler.ru;  
**Носков** Михаил Дмитриевич, д.ф.-м.н., профессор СТИ НИЯУ «МИФИ», e-mail: md\_noskov@mail.ru;  
**Щипков** Александр Андреевич, к.т.н., доцент СТИ НИЯУ «МИФИ», e-mail: AAShipkov@mephi.ru.

*A.V. SERBIN, M.V. GUTSUL, M.D. NOSKOV, A.A. SHCHIPKOV*

## APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR PREDICTION THE STATE OF PUMPING UNITS OF THE BOREHOLE UNDERGROUND LEACHING OF URANIUM

A system for predicting failures of pumping units of uranium in situ leaching landfill is considered. The system is based on the use of an artificial neural network. The forecasting system is implemented in the form of specialized software. The topology and learning algorithm of the neural network, as well as the functionality of the software, are described.

**Keywords:** *uranium mining, in situ leaching, pumping unit, prediction, artificial neural network, multilayer perceptron, algorithm of error back propagation.*

Seversk Technological Institute National Research Nuclear University «MEPHI», Seversk, Russia

**Serbin** Anton Vladimirovich, Graduate Student, e-mail STI NRNU «MEPHI»: e-mail: serbin-96@mail.ru;  
**Gutsul** Mikhail Vladimirovich, Junior Researcher STI NRNU «MEPHI», e-mail: vistum@rambler.ru;  
**Noskov** Mikhail Dmitrievich, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor STI NRNU «MEPHI», e-mail: md\_noskov@mail.ru;  
**Shchipkov** Alexander Andreevich, Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor STI NRNU «MEPHI», e-mail: AAShipkov@mephi.ru.