

УДК 621.31

## ОЦЕНКА ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ИЗОЛЯЦИИ ПОГРУЖНОГО ЭЛЕКТРОДВИГАТЕЛЯ УСТАНОВОК ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ЦЕНТРОБЕЖНЫХ НАСОСОВ ДОБЫЧИ НЕФТИ ПРИ ВОЗДЕЙСТВИЯХ ИМПУЛЬСНЫХ ПЕРЕНАПРЯЖЕНИЙ

Сушков Валерий Валентинович<sup>1</sup>,  
sushkovvv@gray-nv.ru

Тимошкин Вадим Владимирович<sup>2</sup>,  
timvv@sibmail.com

Сухачев Илья Сергеевич<sup>3</sup>,  
suhachevis@tyuiu.ru

Сидоров Сергей Владимирович<sup>3</sup>,  
sidorovsv@tyuiu.ru

<sup>1</sup> Нижневартковский государственный университет,  
Россия, 628600, г. Нижневартовск, ул. Ленина, 56.

<sup>2</sup> Национальный исследовательский Томский политехнический университет,  
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, 30.

<sup>3</sup> Тюменский индустриальный университет,  
Россия, 625000, г. Тюмень, ул. Володарского, 38.

**Актуальность.** Погружные электродвигатели являются одними из главных элементов установок электрических центробежных насосов в нефтедобывающей промышленности. Среди причин значительных непроизводственных потерь и снижения объема добычи нефти – выход из строя погружных электродвигателей, что приводит к значительным финансовым издержкам. К основным неисправностям погружных электродвигателей относятся: межвитковые замыкания, повреждения подшипников, повреждение обмоток, дисбаланс ротора, износ и пробой изоляции, причем доля последних достигает 11 %. На технический ресурс изоляции погружных электродвигателей существенным образом влияет число импульсов и величина энергии внутренних и внешних перенапряжений, приводящих к пробое изоляции. Для обеспечения требуемой надежности установок электрических центробежных насосов необходимо контролировать состояние изоляции погружных электродвигателей, поэтому требуется метод, позволяющий оценить ее остаточный ресурс.

**Цель исследования:** оценить остаточный ресурс изоляции погружного электродвигателя установок электрических центробежных насосов добычи нефти при воздействиях внутренних и внешних импульсных перенапряжений.

**Методы исследования.** Для оценки технического ресурса изоляции предложен метод на основе анализа величин потребляемой изоляцией погружного электродвигателя энергии, включая алгоритмы пакета Neural Network Toolbox в Matlab Simulink.

**Результаты исследования.** Установлена зависимость остаточного ресурса изоляции погружных электродвигателей от величины энергии, выделенной при воздействии определенного количества импульсов перенапряжений, номинального напряжения и сопротивления изоляции с помощью искусственной нейронной сети. Разработана имитационная модель диагностической системы контроля состояния изоляции погружных электродвигателей на основе искусственной нейронной сети. Произведен расчет остаточного ресурса изоляции двух погружных электродвигателей. Предложены мероприятия по защите погружных электродвигателей от импульсных перенапряжений.

### Ключевые слова:

Импульсные перенапряжения, остаточный ресурс, диагностическая система оценки остаточного ресурса изоляции погружного электродвигателя, нейронная сеть.

### Введение

При эксплуатации скважин установками электрических центробежных насосов (УЭЦН) значительная доля непроизводственных потерь и снижения объема добычи нефти связана с надежностью погружных электродвигателей (ПЭД) и его системы электропривода [1]. До 11 % отказов ПЭД обусловлено износом и пробоем изоляции его обмоток [2] вследствие воздействия внутренних и внешних перенапряжений [3, 4].

У твердых изоляционных материалов различают три основных механизма пробоя: тепловой, электрический и электрохимический.

Тепловой пробой возникает, когда количество тепловой энергии, выделяющейся в изоляции за счет диэлектрических потерь, превышает то количество энергии, которое может рассеиваться в данных условиях, при этом нарушается тепловое равновесие, а процесс приобретает лавинообразный характер. Пробивное напряжение, обусловленное нагревом изоляции, связано с частотой напряжения, условиями охлаждения и температурой окружающей среды. Типичными признаками теплового пробоя является экспоненциальное уменьшение пробивного напряжения с ростом температуры окружающей среды, а также снижение электрической прочности.

Электрический пробой не обусловлен тепловой энергией и является по своей природе чисто электронным процессом, когда из немногих начальных электронов в твердом теле создается электронная лавина. Развитие лавин сопровождается фотоионизацией, которая ускоряет образование проводящего канала. Ускоренные полем электроны при столкновениях передают свою энергию узлам решетки и разогревают ее вплоть до плавления. В разрядном канале создается значительное давление, которое может привести к появлению трещин или полному разрушению изоляции. Электрический пробой наблюдается у большинства типов изоляционных материалов при кратковременных (импульсных) воздействиях напряжения.

Электрохимический пробой изоляции развивается при повышенных температурах и высокой влажности воздуха (окружающей среды). Для развития электрохимического пробоя требуется длительное время, поскольку он связан с явлением электропроводности и, следовательно, не является определяющим при импульсных воздействиях.

Таким образом, для обеспечения требуемой надежности УЭЦН необходимо контролировать состояние изоляции ПЭД, поэтому требуется метод, позволяющий оценить ее остаточный ресурс.

#### Объект и методы исследования

Для оценки технического ресурса изоляции предложен метод на основе анализа величины энергии, рассеиваемой изоляцией ПЭД при воздействии импульсных перенапряжений, суть которого описывается ниже.

В рабочем режиме нормативным документом [5] определены следующие допустимые параметры изоляционных материалов обмоток ПЭД: сопротивление изоляции обмоток и ток смещения, определяемые типом электродвигателя и температурой окружающей среды. Указанные параметры позволяют рассчитать величину энергии, рассеиваемой изоляцией ПЭД. Примем в качестве базовой рассеиваемой энергии  $W_0$  минимальную энергию, приводящую к разрушению изоляции ПЭД.

**Таблица 1.** Набор измеренных параметров для электродвигателя типа ЭДСТ220–117М

**Table 1.** Measured data set EDST220–117M

Событие Event	Количество импульсов Number of pulses, $k$ , ед./units	Ток Current, $I$ , кА	Напряжение Voltage, $U$ , кВ/kV	Длительность Duration, $t$ , мкс/μs	Энергия Energy, $W$ , кДж/kJ
1	1	0,4	10,8	2500	10
2	5	2,8	24,3	300	100

Импульсные перенапряжения оказывают дополнительную энергетическую нагрузку на изоляцию ПЭД, приводящую к снижению его технического ресурса. Дополнительная энергетическая нагрузка  $W$  (энергия рассеиваемая изоляцией ПЭД) определяется по результатам измерений параме-

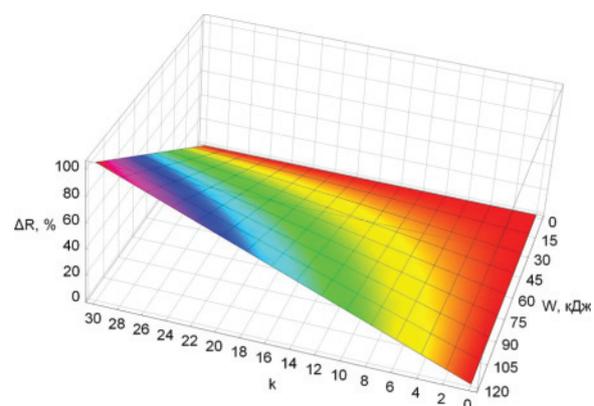
тров импульсных воздействий, таких как ток, напряжение, длительность и количество импульсов. Пример значений указан в табл. 1.

Изменение ресурса  $\Delta R$  изоляции ПЭД определяется выражением:

$$\Delta R = \frac{W}{W_0} \cdot N \cdot 100 \%, \quad (1)$$

где  $N$  – количество импульсов, передающих изоляции энергию  $W$ .

В рамках приведенных диапазонов изменения параметров импульсного воздействия, в соответствии с формулой (1), график распределения величин изменения ресурса  $\Delta R$  изоляции ПЭД приведен на рис. 1.



**Рис. 1.** Распределения величин изменения ресурса  $\Delta R$  изоляции ПЭД при воздействии импульсных перенапряжений и энергии импульса

**Fig. 1.** Distributions of values of  $\Delta R$  resource change of submersible electric motor (SEM) insulation under the influence of impulse overvoltages and impulse energy

При этом остаточный ресурс изоляции ПЭД определяется выражением:

$$R = 100 - \sum_k \Delta R_k = \left( 1 - \sum_k \frac{W_k N_k}{W_0} \right) \cdot 100 \%,$$

где  $k$  – номер воздействия на изоляцию ПЭД.

Приведенный выше метод позволяет получить обобщенную оценку остаточного ресурса изоляции с использованием специальных средств измерения.

Известны различные защитные аппараты (ЗА) и места их установки для снижения кратности импульсных перенапряжений и увеличения срока службы электрооборудования (например, для надежной защиты электрических машин желательна установка ЗА непосредственно на их выводах). Существующие на данный момент технические решения, направленные на защиту изоляции погружного электрооборудования нефтедобывающих скважин, представлены только в виде наземного оборудования, устанавливаемого на трансформаторных подстанциях или на воздушных линиях, подходящих к станции управления скважин. Такое решение не позволяет ограничивать перенапряжения в изоляции погружных электро-

двигателей УЭЦН, что приводит к преждевременному выходу их из рабочего состояния. Поэтому для погружных электродвигателей, работающих в нефтяной скважине и имеющих специализированное конструктивное исполнение, в [6, 7] предложен способ установки погружного ЗА непосредственно на зажимах ПЭД. Погружные ограничители перенапряжения (ОПН) позволят сгладить крутизну импульса, снизить кратность перенапряжений и количество отказов, связанных с электрическим пробоем и со снижением сопротивления изоляции погружного электрооборудования в составе УЭЦН, тем самым повысить надежность работы УЭЦН на величину порядка 13 % и снизить общие затраты на эксплуатацию скважин (ремонт и расходные материалы, простой оборудования) на величину порядка 5 %.

Кроме того, необходимо разработать метод контроля состояния изоляции ПЭД, позволяющий оценить остаточный ресурс изоляции без внесения изменений в конструкцию ПЭД и подъема его на поверхность. Система контроля позволит вести учет количества импульсных перенапряжений, оказывающих влияние на конкретный электродвигатель, с целью принятия обоснованных предупредительных мероприятий по ограничению количества определенных видов (внешних или внутренних) перенапряжений, что позволит оценить ресурс изоляции ПЭД и принять решение о целесообразности продолжения его использования в работе, проведения мероприятий по техническому обслуживанию и ремонту для поддержания работоспособности или замене погружного электродвигателя.

Для решения поставленных задач целесообразно применить искусственную нейронную сеть (ИНС), позволяющую определить неявную связь между входными и выходными данными. Она представляет из себя упрощенную математическую модель мозговой деятельности человека. В большинстве случаев при решении практических задач ИНС используется для: аппроксимации и интерполяции; сжатия данных; прогнозирования; управления; построения диагностических систем [8–13].

При оценке технического ресурса изоляции ПЭД ИНС можно представить как нелинейную функцию:

$$y = f(x), \quad (2)$$

где  $x=(W,N,U,R)^T$  – входной вектор данных;  $U$  – номинальное напряжение;  $R$  – сопротивление изоляции;  $\Delta R$  – выходное значение нейронной сети, определяемое функцией (2). Основным элементом нейронной сети является искусственный нейрон, структурная схема которого изображена на рис. 2 [14, 15].

Каждый входной сигнал нейрона умножается на определенный вес, который соответствует определенной синаптической силе:

$$u = \omega_1 W + \omega_2 N + \omega_3 U + \omega_4 R.$$

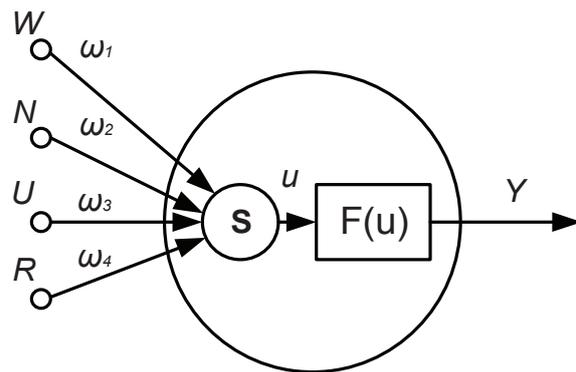


Рис. 2. Структура искусственного нейрона

Fig. 2. Structure of an artificial neuron

В качестве функции активации  $Y=F(u)$  был выбран сигмоид (функция S-образного вида):

$$F(u) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}.$$

Выходные значения сигмоидальной функции лежат в пределах [0,1], поэтому входные данные необходимо масштабировать. Одним из главных достоинств сигмоидальной функции является ее дифференцируемость, что актуально в рамках примененного метода обучения ИНС.

Для решения задач идентификации была выбрана многослойная нейронная сеть со структурой 4–17–1 без обратных связей. Основным преимуществом нейронных сетей с одним скрытым слоем является минимальное время сходимости. Количество нейронов в скрытом слое выбирается экспертным путем, исходя из имеющихся данных, но их количество можно оценить приближенно по выражению:

$$\frac{p}{10} - N - M \leq K \leq \frac{p}{2} - N - M,$$

где  $p$  – количество элементов обучающей выборки;  $N$  – количество нейронов входного слоя;  $M$  – количество нейронов выходного слоя;  $K$  – количество нейронов в скрытом слое [14].

Обучение ИНС производилось «с учителем» с применением алгоритма Левенберга–Марквардта в программном продукте Matlab с библиотекой Neural Network Toolbox, которая дает возможность использовать параллельные вычисления, что значительно ускоряет обучение ИНС при наличии многоядерного процессора и графического процессора NVIDIA [16–20].

Тренировочный набор и эталонные значения представлены в табл. 2 для двух типов ПЭД.

После обучения ИНС производится проверка на основе подготовленного тестового шаблона, которая должна показать, насколько правильно прошло обучение, выбрана структура ИНС и количество нейронов в скрытом слое.

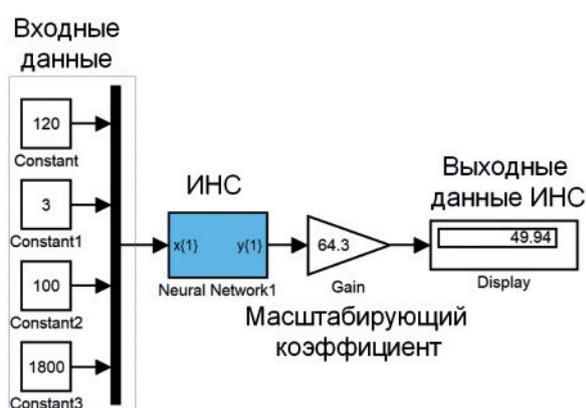
С помощью средств Neural Network Toolbox в Matlab Simulink получена имитационная модель диагностической системы контроля состояния изоляции ПЭД на основе ИНС (рис. 3), позволяющая

щая проводить как статические, так и динамические исследования.

**Таблица 2.** Тренировочный набор данных изменения ресурса  $\Delta R$  изоляции ПЭД

**Table 2.** Training set of data on  $\Delta R$  resource change of submersible electric motor insulation

Данные/Data					
Входные (вычисляемые по показаниям датчиков) Input (sensors calculated)		Задаваемые Set		Выходные Output	
Энергия импульсного перенапряжения, кДж Impulse overvoltage energy, kJ	Число импульсов Number of impulses	Сопротивление изоляции, МОм Insulation resistance, MOhm	Номинальное напряжение, В Rated voltage, V	Изменение ресурса, % Change of resource, %	
ПЭД № 1/SEM № 1					
10	1	50	2690	0,29	
20	6			3,45	
30	4			3,45	
50	7			10,08	
60	1			1,73	
70	1			2,02	
90	2			5,18	
100	5			14,40	
ПЭД № 2/SEM № 2					
10	1	100	1800	1,29	
20	6			15,43	
30	4			15,43	
50	7			45,01	
60	1			7,72	
70	1			9,00	
90	2			23,15	
100	5			64,30	



**Рис. 3.** Имитационная модель диагностической системы контроля состояния изоляции ПЭД на основе ИНС

**Fig. 3.** Simulation model of diagnostic system for monitoring the state of SEM insulation on the basis of artificial neural network

Из полученных результатов следует, что наименьшая погрешность, которая не превышает 10 %, наблюдается для ПЭД № 2 (рис. 4). Средняя погрешность с учетом двух электродвигателей составляет 17 %. Для уменьшения ошибки ИНС при

идентификации изменения ресурса изоляции ПЭД № 2 необходимо увеличить размер тренировочных данных [21–23].



**Рис. 4.** График ошибки ИНС

**Fig. 4.** Graph of the ANN error

Основным преимуществом использования ИНС при решении поставленной задачи является: возможность учесть конструктивные и эксплуатационные особенности ПЭД за счет введения дополнительных входных параметров и получить промежуточные решения, которые не входили в обучающую выборку.

Коррекция работы ИНС осуществляется путем формирования дополнительного тренировочного набора. При увеличении количества данных в тренировочной выборке необходимо изменить структуру нейронной сети.

После обучения и проверки ИНС формируется программный код, моделирующий структуру ИНС, вводятся значения весов, полученных при обучении. Затем измеренные физические величины подаются на контроллер и на выходе формируются значения, показывающее текущее состояние изоляции ПЭД.

Таким образом, представленная диагностическая система на основе ИНС позволяет произвести оценку остаточного ресурса изоляции ПЭД при соответствующих параметрах импульсных перенапряжений, не ограниченных набором обучающих данных.

#### Заключение

1. Значения остаточного ресурса изоляции ПЭД позволяют скорректировать план ремонтных работ службами эксплуатации нефтегазодобывающих предприятий.
2. Установка дополнительных устройств защиты целесообразна непосредственно на зажимах погружных электродвигателей.
3. Использование ИНС для построения диагностической системы позволяет получить оценку остаточного ресурса изоляции ПЭД косвенным методом. На основе одной ИНС можно реализовать базу данных для диагностики не одного, а нескольких ПЭД с различными параметрами.
4. Для повышения точности идентификации остаточного ресурса изоляции ПЭД необходимо увеличить массив данных в тренировочной выборке, а также количество входных параметров, учитывающих конструктивные особенности ПЭД.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Боловин Е.В., Глазырин А.С. Метод идентификации параметров погружных асинхронных электродвигателей установок электроприводных центробежных насосов для добычи нефти // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2017. – Т. 328. – № 1. – С. 123–131.
2. Шевчук В.А., Семёнов А.С. Сравнение методов диагностики асинхронного двигателя // Международный студенческий научный вестник. – 2015. – № 3–4. – С. 419–423.
3. Техника высоких напряжений: теоретические и практические основы применения / М. Бейер, В. Бек, К. Меллер, В. Цаенгл / пер с нем. И.П. Кужекина. – М.: Энергоатомиздат, 1989. – 553 с.
4. Куффель Е., Цаенгл В., Куффель Дж. Техника и электрофизика высоких напряжений / пер. с англ. / под ред. И.П. Кужекина. – Долгопрудный: Интеллект, 2011. – 520 с.
5. ГОСТ 18058–80. Двигатели трехфазные асинхронные короткозамкнутые погружные серии ПЭД. Технические условия. – М.: Госстандарт, 1987. – 47 с.
6. Внутрискважинный ограничитель перенапряжений: пат. 159922 Российская Федерация № 2015147686/07; заявл. 05.11.2015; опубл. 20.02.2016, Бюл. № 5. – 1 с.
7. Внутрискважинное устройство защиты от перенапряжений: пат. 165160 Российская Федерация № 2016113107/07; заявл. 05.04.2016; опубл. 10.10.2016, Бюл. № 28. – 2 с.
8. Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. – New York: Macmillan Publishing, 1994. – 478 p.
9. Bishop C. Neural Networks for Pattern Recognition. – Oxford: Oxford University Press, 1995. – 483 p.
10. Fox G., Koller J. Code generation by a generalized neural network: general principles and elementary examples // J. Parallel and Distrib. Comput. – 1989. – V. 6. – P. 288–410.
11. Hopfield J.J., Tank D.W. Neural computation of decision in optimization problems // Biol. Cybernet. – 1985. – V. 52. – P. 397–426.
12. D'Emilia G., Marrab A., Natalea E. Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller // Robotics and Computer Integrated Manufacturing. – 2007. – V. 23. – P. 170–179.
13. Оптимальное управление многомашинным комплексом системы поддержания пластового давления на нефтяных месторождениях / В.В. Сушков, М.К. Велиев, В.В. Тимошкин, Т.Д. Гладких // Нефтяное хозяйство. – 2017. – № 2. – С. 82–84.
14. Mehra P., Wah B.W. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory – Los-Alamitos: IEEE Computer Society Press Tutorial, 1992. – 667 p.
15. Arbib M.A. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. – Massachusetts: Massachusetts Institute of technology, 2003. – 1290 p.
16. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры. – М.: Изд-во МЭИ, 2002. – 176 с.
17. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети: Matlab 6. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 489 с.
18. Дьяконов В.Ф., Круглов В.Ф. Математические пакеты расширения МАТЪАВ: спец. справочник. – СПб.: Питер, 2001. – 480 с.
19. Chu S.R., Shoureshi R., Tenorio M. Neural networks for system identification // IEEE Control System Magazine. – 1990. – V. 10. – P. 31–35.
20. Demuth H., Beale M. MATLAB/Neural Network Toolbox User's Guide. Version 4. – Massachusetts: MathWorks, 1999. – 846 p.
21. Сараев П.В. Обучение искусственных нейронных сетей: учет линейно-нелинейной структуры // Вестник молодых ученых. Серия «Прикладная математика и механика». – 2002. – № 12. – Вып. 2. – С. 45–51.
22. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП ПараГраф, 1991. – 160 с.
23. Круглов В.В., Борисов В.В., Харитонов Е.В. Нейронные сети: конфигурации, обучение, применение. – Смоленск: Изд-во Моск. энерг. ин-та, фил-л в г. Смоленске, 1998. – 275 с.

*Поступила 19.09.2017 г.*

## Информация об авторах

**Сушков В.В.**, доктор технических наук, профессор кафедры энергетике Нижневартовского государственного университета.

**Тимошкин В.В.**, кандидат технических наук, ассистент кафедры электропривода и электрооборудования Энергетического института Томского политехнического университета.

**Сухачев И.С.**, ассистент кафедры электроэнергетики Тюменского индустриального университета.

**Сидоров С.В.**, ассистент кафедры электроэнергетики Тюменского индустриального университета.

UDC 621.31

## EVALUATION OF SUBMERSIBLE ELECTRIC MOTOR INSULATION RESIDUAL RESOURCE IN OIL PRODUCTION ELECTRIC CENTRIFUGAL PUMPS UNDER THE INFLUENCE OF IMPULSE OVERVOLTAGES

Valery V. Sushkov<sup>1</sup>,  
sushkovvv@gray-nv.ru

Vadim V. Timoshkin<sup>2</sup>,  
timvv@sibmail.com

Ilya S. Sukhachev<sup>3</sup>,  
suhachevis@tyuiu.ru

Sergey V. Sidorov<sup>3</sup>,  
sidorovsv@tyuiu.ru

<sup>1</sup> Nizhnevartovsk State University,  
56, Lenin Street, Nizhnevartovsk, 628600, Russia.

<sup>2</sup> Tomsk Polytechnic University,  
30, Lenin Avenue, Tomsk, 634050, Russia.

<sup>3</sup> Tyumen Industrial University,  
38, Volodarsky Street, Tyumen, 625000, Russia.

**Research relevance.** Submersible electric motors are one of the main elements of electric centrifugal pumps in oil industry. The failure submersible electric motors is among the reasons for significant non-production losses and decline in oil production. This leads to significant financial costs. The main submersible electric motors faults include: turn-to-turn faults, bearing damage, winding damage, rotor imbalance, wear and breakdown of insulation, and the share of the latter reaches 11 %. The technical service life of submersible electric motors insulation is significantly affected by the number of pulses and the magnitude of energy of internal and external overvoltages, leading to breakdown of insulation. To ensure the required reliability of the electric submersible pumps, it is necessary to monitor the state of the submersible electric motors insulation, therefore, a method is needed to evaluate its residual resource.

**The main aim** of the research is to evaluate the residual resource of the submersible motor insulation of electric centrifugal oil pump installations under the influence of internal and external impulse overvoltages.

**Research methods.** To evaluate the technical isolation resource the authors have proposed the method based on the analysis of the values of the energy consumed by the submersible electric motor insulation, including the algorithms of the Neural Network Toolbox package in Matlab Simulink.

**Research results.** Using an artificial neural network the authors determined the dependence of residual resource of submersible electric motors insulation on energy value of overvoltage, nominal voltage and insulation resistance released by a certain number of impulses. A simulation model of a diagnostic system for monitoring the state of submersible electric motors insulation based on an artificial neural network was developed. The residual insulation resource of two submersible motors was calculated. The authors proposed the measures for protection of submersible motors against impulse overvoltages.

### Key words:

Impulse overvoltage, residual life, diagnostic system for assessing the residual life of insulation of submersible electric motor, neural network.

### REFERENCES

1. Bolovin E.V., Glazyrin A.S. Method for identifying parameters of submersible induction motors of electrical submersible pump units for oil production. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2017, vol. 328, no. 1, pp. 123–131. In Rus.
2. Shevchuk V.A., Semyonov A.S. Comparison of methods for diagnosing an induction motor. *International Student Scientific Bulletin*, 2015, no. 3–4, pp. 419–423. In Rus.
3. Beyer M., Bek V., Möller K., Tsaengl V. *Tekhnika vysokikh napryazheniy: teoreticheskie i prakticheskie osnovy primeneniya* [Technique of high stresses: theoretical and practical basis of application]. Moscow, Energoatomizdat Publ., 1989. 555 p.
4. Kuffel E., Tsaengl V., Kuffel J. *Tekhnika i ehlektrofizika vysokikh napryazheniy* [Technique and electrophysics of high stresses: training manual]. Dolgoprudny, Intellect Publ., 2011. 520 p.
5. GOST 18058–80. *Dvigateli trekhfaznye asinkhronnye korotkozamknutyie pogruzhnyie serii PEHD. Tekhnicheskie usloviya* [State Standard 18058–80. Three-phase asynchronous motors, squirrel-cage submersible PED series. Technical specifications]. Moscow, Gosstandart Publ., 1987. 47 p.
6. Sushkov V.V., Sukhachev I.S. *Vnutriskvazhinny ogranichitel perenapryazheniy* [Downhole surge suppressor]. Patent RF, no. 159922, 2016.
7. Sushkov V.V., Sukhachev I.S. *Vnutriskvazhinnoe ustroystvo zashchity ot perenapryazheniy* [Downhole surge protection device]. Patent RF, no. 165160, 2016.

8. Haykin S. *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*. New York, Macmillan Publ., 1994. 478 p.
9. Bishop C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford, Oxford University Press, 1995. 483 p.
10. Fox G., Koller J. Code generation by a generalized neural network: general principles and elementary examples. *J. Parallel and Distrib. Comput.*, 1989, vol. 6, pp. 288–410.
11. Hopfield J.J., Tank D.W. Neural computation of decision in optimization problems. *Biol. Cybernet.*, 1985, vol. 52, pp. 397–426.
12. D’Emilia G., Marrab A., Natalea E. Use of neural networks for quick and accurate autotuning of PID controller. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, 2007, vol. 23, pp. 170–179.
13. Sushkov V.V., Veliev M.K., Timoshkin V.V., Gladkikh T.D. Optimum control for multiple computer complex of oil field formation pressure maintenance system. *Oil Industry*, 2017, no. 2, pp. 82–84. In Rus.
14. Mehra P., Wah B.W. *Artificial Neural Networks: Concepts and Theory*. IEEE Computer Society Press Tutorial. *Los-Alamos*, IEEE Computer Society Press Tutorial, 1992. 667 p.
15. Arbib M.A. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. Massachusetts, Massachusetts Institute of technology, 2003. 1290 p.
16. Krug P.G. *Neyronnye seti i neyrokompyutery* [Neural networks and neurocomputers]. Moscow, MEHI Publ., 2002. 176 p.
17. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neyronnye seti: Matlab 6* [Neural networks: Matlab 6]. Moscow, Dialog-MIFI Publ., 2002. 496 p.
18. Dyakonov V.F., Kruglov V.F. *Matematicheskie pakety rasshireniya MATLAB: spec. spravochnik* [Math Extension Packages of MATLAB: specialist. Catalog]. Petersburg, Piter Publ., 2001. 480 p.
19. Chu S.R., Shoureshi R., Tenorio M. Neural networks for system identification. *IEEE Control System Magazine*, 1990, vol. 10, pp. 31–35.
20. Demuth H., Beale M. *MATLAB Neural Network Toolbox User’s Guide*. Version 4. Massachusetts, MathWorks, 1999. 846 p.
21. Sarayev P.V. Training of artificial neural networks: allowance for a linearly nonlinear structure. *Bulletin of Young Scientists. Applied Mathematics and Mechanics*, 2002, vol. 12, no. 2, pp. 45–51. In Rus.
22. Gorban A.N. *Obuchenie neyronnykh setey* [Training of neural networks]. Moscow, SP ParaGraf Publ., 1991. 160 p.
23. Kruglov V.V., Borisov V.V., Kharitonov E.V. *Neyronnye seti: konfiguratsii, obuchenie, primeneniye* [Neural networks: configuration, training, application]. Smolensk, Moscow Power Institute Publ., 1998. 275 p.

Received: 19 September 2017.

#### Information about the authors

**Valery V. Sushkov**, Dr. Sc., professor, Nizhnevartovsk State University.

**Vadim V. Timoshkin**, Cand. Sc., teaching assistant, Tomsk Polytechnic University.

**Ilya S. Sukhachev**, teaching assistant, Tyumen Industrial University.

**Sergey V. Sidorov**, teaching assistant, Tyumen Industrial University.