



УДК 622.248.5:004.896

ИТ-ТЕХНОЛОГИИ В АВТОМАТИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В ГОРНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

Абу-Абед Ф.Н., Наумова Л.Г.

Тверской государственный технический университет

Аннотация.

Автоматизация технологических процессов в промышленности и на производстве актуализируется все чаще с возрастанием риска выхода из строя промышленного оборудования в результате истощения ресурса или износа. Вопросы разработки автоматизированных технико-диагностических систем на основе искусственных нейронных сетей способствуют в режиме реального времени вне зависимости от стратегии эксплуатации оборудования осуществлять мониторинг и управление запасами и принадлежностями, а также оптимизации размещению комплектующих в источниках пополнения ЗИП (запасные части, инструменты, приспособления); результаты работы разработанного нейросетевого классификатора аномалий бурения лежат в основе минимизации целевой функции времени ожидания начала ремонта при возникновении отказов или поломок, возникающих в процессе промышленного бурения горных месторождений.

Обеспечение намечаемых уровней добычи и повышение эффективности добычи угля будут основываться на научно-техническом прогрессе в отрасли, совершенствовании методов бурения, воздействия на пласт, увеличении глубины извлечения запасов и внедрении других прогрессивных технологий добычи угля, которые позволят сделать экономически оправданным использование трудноизвлекаемых запасов.

В данной работе предлагается разработанная структура системы мониторинга состояния установок и снабжения ЗИП, позволяющая обеспечить в оперативном режиме мониторинг состояния установок и улучшить экономические показатели работы не только комплекса установок в целом, но и горнодобывающего предприятия.

Информация о статье

Принята 6 сентября 2019 г.

Ключевые слова:

автоматизация, предаварийные ситуации, нейронные сети, запасные части и комплектующие, безаварийность, горная промышленность

IT-TECHNOLOGIES IN TECHNOLOGICAL PROCESS AUTOMATION IN MINING

Fares Abu-Abed, Lyubov Naumova

Tver State Technical University

Abstract.

Automation of technological processes in industry and in production is becoming more and more actualized with an increasing risk of failure of industrial equipment as a result of resource exhaustion or wear. The issues of developing automated technical and diagnostic systems based on artificial neural networks contribute in real time, regardless of the equipment operation strategy, to monitor and manage stocks and accessories, as well as optimize the placement of components in replenishment sources for spare parts; the results of the work of the developed neural network classifier of drilling anomalies underlie the minimization of the objective function of the waiting time for the start of

Article info

Received September 6, 2019

Keywords:

automation, pre-emergency situations, neural networks, spare parts and components, trouble-free operation, mining production industry



repair in case of failures or breakdowns arising in the process of industrial drilling of mining deposits.

Ensuring the planned production levels and increasing the efficiency of coal production will be based on scientific and technological progress in the industry, improvement of drilling methods, impact on the seam, increasing the depth of extraction of reserves and the introduction of other advanced technologies of coal production, which will make the use of hard-to-recover reserves economically viable.

In this article the developed structure of system of monitoring of a condition of installations and supply of spare parts is offered, allowing to provide in an operative mode monitoring of a condition of installations and to improve economic indicators of work not only a complex of installations as a whole, but also the mining enterprise.

Введение

Горная промышленность играет ключевую роль в российской экономике. На сегодняшний день Российская федерация является одним из крупнейших мировых производителей угля.

По состоянию на 01.01.2019 г., добычу угля в Российской Федерации осуществляли 166 угольных предприятий, в т.ч. 57 шахт и 109 разрезов. Совокупная производственная мощность на конец 2018 года по добыче угля составляет 470 млн т.

По данным ЦДУ ТЭК, в 2018 г. добыто 439,3 млн т (+28,1 млн т, +6,8% к 2017 году). Увеличение добычи угля произошло в Сибирском (+23,3 млн т, +7,1% к 2017 г.), Дальневосточном (+5,2 млн т, +7,6%) и Северо-Западном (+0,9 млн т, +10,9%) федеральных округах. Снижение отмечено в Южном (-0,5 млн т, -8,3%), федеральном округе. Основная доля в добыче угля по Российской Федерации принадлежит Сибирскому федеральному округу (79,6% от общего объема). В основном угольном бассейне России – Кузбассе – добыча угля составила 255,3 млн т (+5,8% к 2017 году).

Стратегическими задачами развития отрасли остаются обеспечение необходимой структуры запасов, плавное и постепенное наращивание добычи со стабилизацией её уровня на долгосрочную перспективу.

Основными направлениями научно-технического прогресса в добыче угля являются:

- создание и освоение технологий и оборудования, обеспечивающих высокоэффективную разработку различных типов месторождений угля;
- разработка и освоение технологических комплексов по бурению и добыче угля в Кузнецком угольном бассейне и западной Сибири;
- совершенствование и освоение технологий сооружения и эксплуатации угольных разрезов в сложных природно-климатических условиях;
- развитие технологий компьютерного проектирования и моделирования процесса разработки месторождений.

Долгосрочная государственная политика, утвержденная программой развития угольной промышленности России на период до 2030 года (распоряжение правительства Российской Федерации от 21.06.2014 № 1099-р) в сфере добычи угля направлена на создание стабильных условий, обеспечивающих устойчивое развитие отрасли.

Одним из критериев, характеризующих полноту использования ресурсов промышленного объекта, является его безаварийность.

Это связано с тем, что с безаварийностью косвенно связаны такие экономические показатели, как длительность простоев оборудования, размер расходов на поиск и устранение причин предаварийных и аварийных ситуаций, размер штрафов за нарушения экологической безопасности и др.

Рост эффективности при увеличении безаварийности использования оборудования обусловлен следующими факторами:

- Уменьшением общей длительности простоев производства или отдельных его участков, что обеспечивает предприятию получение дополнительного дохода;
- Общим увеличением фактического физического ресурса оборудования;



- Снижением общего ущерба, обусловленного нарушениями течения производства. Вместе с тем в России, начиная с 2004 г., возрастает доля оборудования, эксплуатируемого свыше сроков, предусмотренных при его разработке [1]. Большая степень износа такого оборудования требует при его эксплуатации принимать во внимание различную информацию, связанную с обеспечением безаварийности производства. Все это в полной мере относится и к объектам угольной промышленности.

Аналитическая часть.

В настоящее время системы обеспечения безопасности производств опираются, как правило, на контроль параметров состояния процесса в допустимом диапазоне. Данный подход не позволяет учитывать предаварийные ситуации, определяемые сочетаниями допустимых значений нескольких параметров. Вследствие этого, эксплуатация промышленного объекта характеризуется недостаточной безаварийностью и связана с нарушениями экологической безопасности. Поэтому для сложных промышленных объектов необходимо распознавание предаварийных ситуаций (ПАС), позволяющее прогнозировать возникновение аварийного режима, а затем предотвращать остановку процесса или снизить потери от возникновения аварии [2].

Существующие методы, используемые в современной промышленности, не обеспечивают возможности достаточной информационной поддержки распознавания ПАС, поэтому идентификация последних осуществляется с обязательным участием персонала установок. Однако эффективность распознавания ПАС оператором также зависит от его квалификации, сложности установки, характеристик оборудования и может оказаться недостаточной, что приводит к возникновению аварий на промышленном объекте.

Отсутствие эффективных методов распознавания ПАС обуславливает недостаточную безаварийность промышленных объектов. Так как убытки, связанные с остановками по причине предаварийных ситуаций на промышленных объектах, достаточно велики, то создание подобного метода позволит получить значительную экономическую выгоду за счёт сокращения длительности простоев оборудования и увеличения физического ресурса его эксплуатации [3].

Устранение отказов сложных инженерных систем является ключевой задачей при разработке новых месторождений и требует проведения комплексных мер по обеспечению их работоспособности и безаварийности.

Таким образом, разработка программного модуля автоматизированной информационной системы снабжения промышленного объекта ЗИП, позволяющее повысить его безаварийность, и внедрения новых моделей и методов совершенствования процессов ремонтно-технического обслуживания промышленных систем угольной промышленности является актуальной научной и практической задачей [4]. Выполненная работа заключается в повышении эффективности функционирования добывающих установок за счёт сокращения времени простоя путём разработки новых алгоритмических и программных средств обнаружения предаварийных ситуаций с использованием методов распознавания образов.

Исследовательская часть. Для решения поставленных задач и при проведении исследований использованы методы системного анализа, нейроинформатики, распознавания образов, имитационного моделирования, объектно-ориентированного программирования.

При выполнении работы также принимались во внимание результаты отечественных и зарубежных исследований [20-53].

Практическая значимость работы вытекает из её направленности на разработку средств обеспечения своевременного распознавания ПАС на добывающих установках и практической её реализации в виде программного комплекса [5, 10-13].

Состояние процесса бурения контролируется и анализируется по значениям ряда параметров, которые автоматически измеряются с помощью датчиков и регистрируются станцией ГТИ на протяжении всего времени разработки месторождения.

На основе анализа современных методов и систем обнаружения предаварийных ситуаций для решения задачи распознавания ПАС на добывающих установках при разработке месторождений выбраны методы распознавания образов [6]. Поэтому в качестве



математического аппарата решения задачи распознавания ПАС предложено использовать искусственные нейронные сети прямого распространения, обучаемые с помощью метода обратного распространения ошибки.

Обоснование применения математических решений

Вследствие того что при обнаружении аномалий которые происходят в процессе промышленного бурения, объем множества признаков велик и границы классов аномальных ситуаций являются «размытыми», использование традиционных способов классификации для реализации задачи обнаружения нештатных ситуаций в процессе разработки угольных месторождений считается нецелесообразным, за математическую основу решения задачи распознавания нештатных ситуаций предложено применять математический аппарат искусственных нейронных сетей (прямого распространения), процесс обучения которых осуществляется с помощью алгоритма обратного распространения ошибки [7].

Задача обучения нейросети может быть решена с применением известных алгоритмов. Однако, алгоритм обратного распространения ошибки успешно используется для обучения многослойных нейронных сетей с последовательными связями, применяемых при построении анализатор нештатных ситуаций [7].

Это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации среднеквадратичного отклонения текущего выхода многослойного персептрона и желаемого выхода [7].

Согласно методу наименьших квадратов, минимизируемой целевой функцией ошибки нейросети, является величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2,$$

где $y_{j,p}^{(N)}$ – реальное выходное состояние нейрона j выходного слоя N нейронной сети при подаче на ее входы p -го образа; $d_{j,p}$ – идеальное (желаемое) выходное состояние этого нейрона.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска, что означает подстройку весовых коэффициентов следующим образом:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

здесь w_{ij} – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей i -ый нейрон слоя $n-1$ с j -ым нейроном слоя n ; η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$.

Методика обучения нейросети обнаружению и локализации аномалий

Известные способы повышения качества обучения нейросети с применением алгоритма обратного распространения ошибки связаны с применением множества процедур обнаружения ошибки, методами определения направления движения и размерность шага, функций составления расписания обучения сети и других.

В качестве недостатков классических методов отмечается отсутствие в них четкой процедуры локализации глобального минимума вещественно-значимой целевой функции. В исследовании реализована модифицированная процедура базового алгоритма обучения, направленная на обнаружение искомого глобального минимума. Суть модификации отражена на рисунке 1 [2]:

Исследование структуры системы распознавания и вариантов ее построения

Анализатор для локализации аномалий бурения на базе искусственной нейронной сети предлагается построить одним из двух способов представленных на рисунке 2 [8]:

- как единый анализатор - с получением на выходе N различных сигналов, каждый сигнал будет соответствовать одной распознаваемой ситуации, которые образуются на основе перебора

M признаков, с использованием моно- словаря для всех распознаваемых ситуаций.

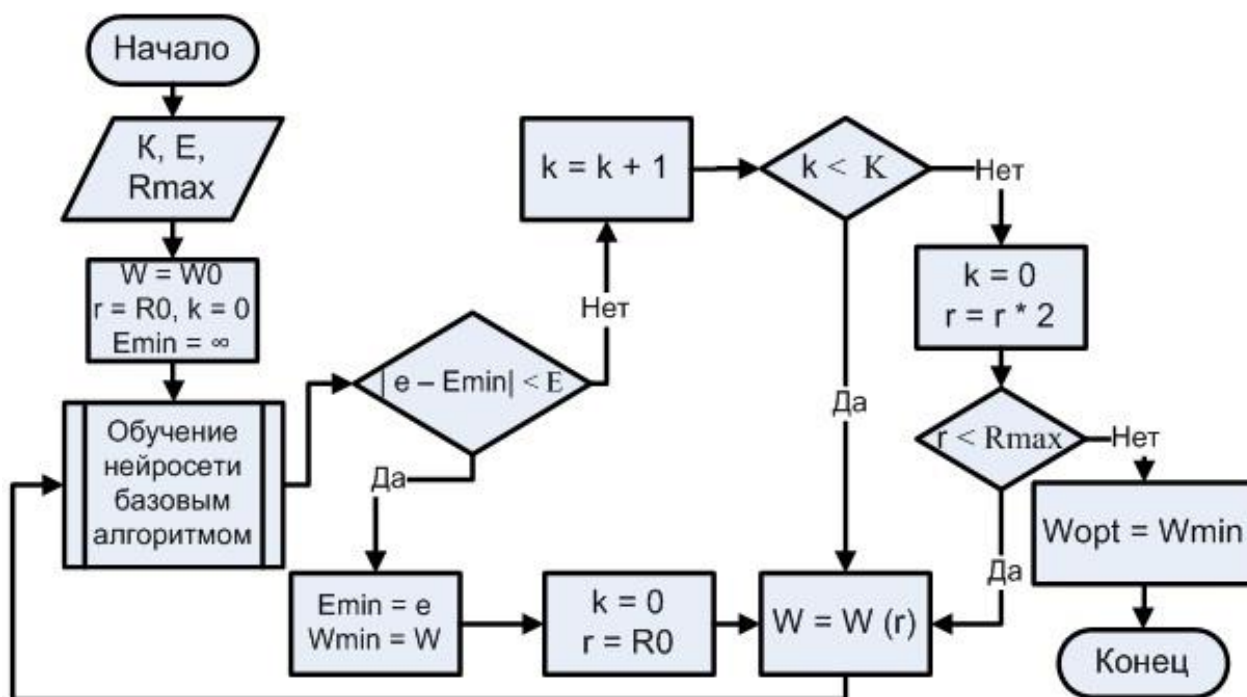


Рис. 1. Разработанная модификация алгоритма обучения нейросети.

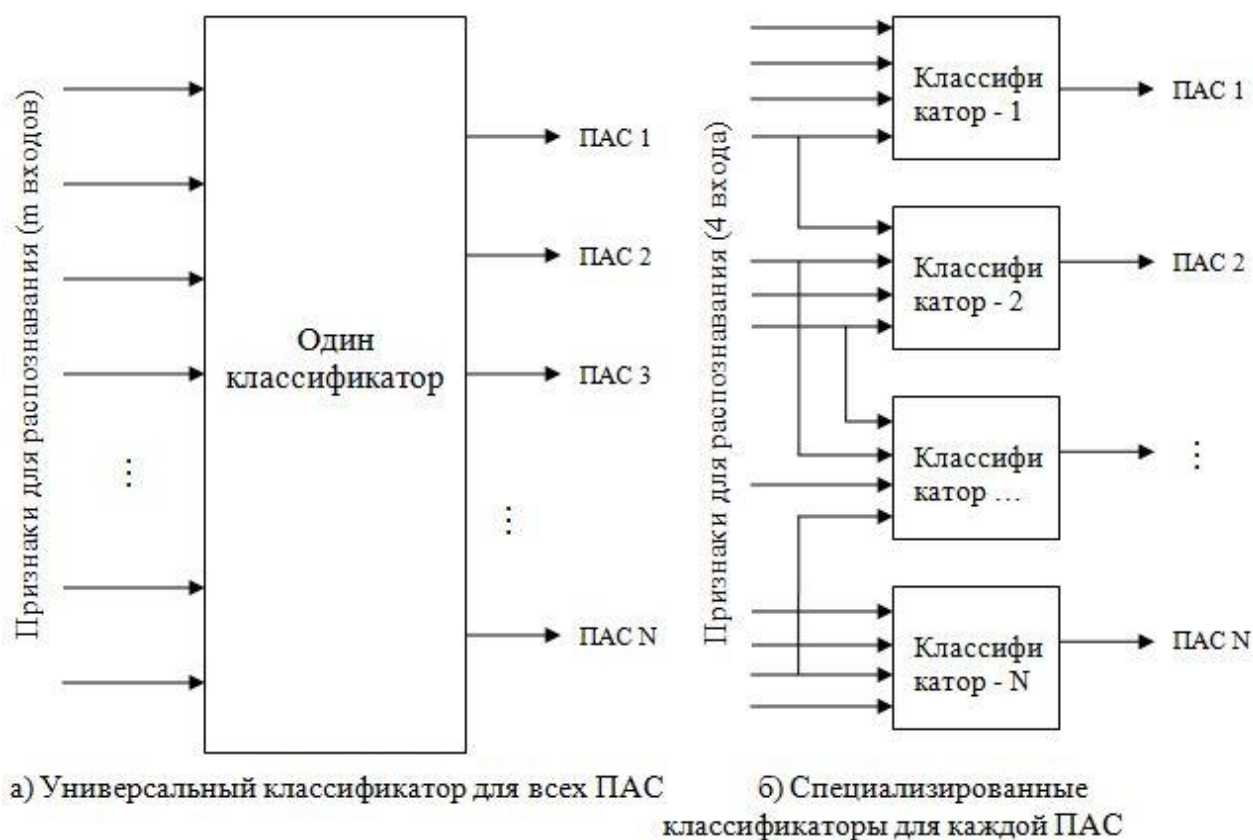


Рис. 2. Способы разработки анализатора аномалий бурения.



• Комплексный, состоящий из множества N анализаторов, ориентированных на локализации конкретной аномальной ситуации состоящий из одного выхода и множество m_i входов, где множества различных признаков, задействованных для обнаружения различных аномальных ситуаций, пересекаются.

Достоинством первого подхода заключается в достаточности разработки и обучения единого анализатора для всего множества распознаваемых аномальных ситуаций. Но временные издержки на обучение подобного анализатора значительно больше, чем на обучение множества анализаторов меньшего размера.

Однако, точность обнаружения у классификаторов, ориентированных на конкретную нештатную ситуацию, на практике оказывается эффективнее, чем у единого «универсального» анализатора. Решение по выбору структуры анализатора осуществлялось на основе исследований эффективности обоих представленных вариантов.

Для двух приведенных вариантов анализатора были проведены исследования влияния числа скрытых слоев нейросети и количества нейронов в каждом слое на [9]:

- Число требуемых операций направленных на обучение нейросети;
- Точность распознавания векторов обучающей выборки обученной нейросетью.

С целью обоснования выбора структуры разработанного анализатора аномальных ситуаций была проведена серия экспериментальных исследований для оценки оказанного влияния параметров нейросети на точность обучения обнаружения априорно сгенерированных ситуаций.

Результаты поведенной работы представлены в таблицах:

В варианте с единым анализатором.

Таблица 1. Зависимость числа итераций обучения от числа слоев и количества нейронов в каждом слое

Число нейронов скрытого слоя								
Число слоев нейросети	1	2	3	4	5	10	25	100
1	5	7	12	22	33	45	65	110
2	7	9	18	29	39	55	74	120
3	11	15	25	37	50	68	88	136
4	15	21	33	46	63	80	100	145

Таблица 2. Зависимость точности распознавания от числа слоев и количества нейронов в каждом слое

Число нейронов скрытого слоя								
Число слоев нейросети	1	2	3	4	5	10	25	100
1	0,13	0,33	0,7	0,93	0,94	0,94	0,96	0,96
2	0,13	0,4	0,73	0,92	0,93	0,93	0,94	0,95
3	0,14	0,48	0,74	0,91	0,94	0,95	0,95	0,96
4	0,15	0,43	0,75	0,83	0,85	0,87	0,88	0,90

В случае комплексного анализатора были проведены исследования для наиболее распространенных на практике типов нештатных ситуаций. Результаты достаточно идентичны по характеру изменения их значений. Ниже представлен пример для предаварийной ситуации «Разрушение узлов и деталей основных технических устройств - РД 05-392-00, РД 06-376-00, РД 15-11-2007».



Тщательный анализ табличных результатов показывает, что в исследуемом случае оптимальным количеством нейронов скрытого слоя - 4, что совпадает с числом входов классификатора. Дальнейшее увеличение числа нейронов не является целесообразным, так как увеличивает время, необходимое для обучения нейросети, не давая при этом увеличения точности распознавания нештатных ситуаций [9].

Таблица 3. Зависимость числа итераций обучения от числа слоев и количества нейронов в каждом слое

Число нейронов скрытого слоя								
Число слоев нейросети	1	2	3	4	5	10	25	100
1	3	4	8	10	15	26	42	81
2	5	6	15	18	23	40	62	95
3	8	9	20	28	36	52	77	101
4	12	16	28	38	50	69	88	111

Таблица 4. Зависимость точности распознавания от числа слоев и количества нейронов в каждом слое

Число нейронов скрытого слоя								
Число слоев нейросети	1	2	3	4	5	10	25	100
1	0,15	0,35	0,78	0,96	0,96	0,96	0,97	0,98
2	0,15	0,44	0,8	0,95	0,96	0,96	0,96	0,97
3	0,15	0,51	0,82	0,95	0,96	0,96	0,96	0,97
4	0,15	0,46	0,73	0,87	0,88	0,88	0,9	0,91

При анализе результатов других аномальных ситуаций было принято решение рекомендовать в инженерной практике разработке систем обнаружения аномалий бурения задействовать комплексную структуру нейросетевого анализатора, состоящую из одного скрытого слоя с числом нейронов, равным числу входов анализатора [9].

Предложена модификация базового алгоритма обучения, ориентированная на нахождение этого глобального минимума, а также предложена общая структура нейросетевого классификатора ПАС, состоящая из одного скрытого слоя с числом нейронов, равным числу входов классификатора [9]. Возможность получения дополнительного эффекта от использования нейросетевого классификатора ПАС на добывающей станции достигается путём использования результатов распознавания ПАС для повышения эффективности системы снабжения ЗИП угольных установок за счет оценки остаточного ресурса комплектующих.

Для этого необходимо разработать модель системы снабжения запасными частями группы добывающих установок в пределах одного месторождения и провести исследования модели проводилось для четырёх различных стратегий эксплуатации оборудования.

Описание модели системы ремонтно-технического обслуживания производственных систем угольной промышленности

Как правило, системы снабжения функционируют в условиях неопределённости окружающей среды. При управлении материальными потоками должны учитываться факторы, многие из которых носят случайный характер. В этих условиях создание аналитической модели, устанавливающей чёткие количественные соотношения между различными составляющими логистических процессов, может оказаться либо невозможным, либо слишком дорогим [10].

Под системой обеспечения запасными частями, инструментами и принадлежностями (ЗИП) добывающих установок (ДУ) подразумевается многоуровневая система, состоящая из совокупности одиночных, групповых комплектов эксплуатационных ЗИП и запасов источника



пополнения. Компоненты системы связаны между собой и имеют определённые характеристики. Система ЗИП предназначена для восстановления работоспособности ДУ после отказов в процессе эксплуатации. Рассмотрим двухуровневую систему запасов элементов с периодическим пополнением, экстренными доставками и ремонтом отказавших элементов в ремонтных органах [14].

Имитационное моделирование включает в себя два основных процесса: первый — конструирование модели реальной системы, второй — постановка экспериментов на этой модели. При этом могут преследоваться следующие цели: а) понять поведение логистической системы; б) выбрать стратегию, обеспечивающую наиболее эффективное функционирование логистической системы.

Системы ДУ и обслуживающих их складов ЗИП являются динамическими, то есть их параметры изменяются во времени. Поэтому состояние системы, свойства объекта и число активных объектов, параметров, действий и задержек – все они функции времени и постоянно изменяются в процессе моделирования.

При моделировании технического обслуживания и ремонтных работ ДУ использование аппарата сетевых СМО целесообразно в случае, если ремонтные работы выполняются силами бригад, располагающихся в пунктах хранения ЗИП.

При этом можно выделить два случая:

1. Каждая ДУ имеет свой фиксированный пункт группового ЗИП, который ответственен за её пополнение. Одновременно каждый пункт группового ЗИП имеет фиксированное множество установок, которое он снабжает. В этом случае сеть СМО вырождается в множество замкнутых подсетей.

2. Каждая ДУ может обратиться к нескольким пунктам ЗИП (в пределе – к любому такому пункту), который может либо принять, либо отвергнуть заявку на комплектующую.

Выбор того или иного способа формализации существующей сети снабжения ДУ зависит от реально сложившейся топологии сети обслуживания. Второй случай является наиболее распространённым.

Экспериментальная часть

Разработке иерархии классов имитационной модели и оценке экономического эффекта посвящены работы [11]. На основе ранее разработанной структуры нейросетевого анализатора, предназначенного для выявления предаварийных состояний угледобывающей установки, создан алгоритм определения структуры и состава комплекта запасов имущества и принадлежностей для восстановления работоспособности буровой установки после выхода из строя комплектующих. Для исследования влияния использования нейросетевого классификатора состояния угледобывающей установки проводилось сравнение результатов моделирования для всех четырёх вышеуказанных стратегий эксплуатации оборудования [15]. Результаты моделирования приведены в таблицах 5 и 6. Приведённый экономический эффект оценивался как частное от деления эффекта, полученного при моделировании какой-либо стратегии к базовому экономическому эффекту, полученному при моделировании самой неэффективной стратегии - эксплуатация до выхода из строя в результате отказа или поломки.

Таблица 5. Среднее время ожидания начала ремонта для различных режимов эксплуатации оборудования (ч)

№	Месторождения	Стратегия			
		1	2	3	4
1	Месторождение-1	18,46	20,43	22,34	15,25
2	Месторождение-2	20,37	19,29	24,53	18,42
3	Месторождение-3	23,18	25,87	30,21	20,34
4	Месторождение-4	22,82	24,54	27,58	19,78

Из полученных данных можно сделать вывод, что применение нейросетевого классификатора ПАС позволяет снизить среднее время ожидания начала ремонта на 14% и



повысить экономическую эффективность в среднем на 12% по сравнению с максимальным значением, полученным при использовании других стратегий. Последняя оценка является приблизительной, т.к. при оценке экономического эффекта учитывались не все его составляющие. Анализ результатов моделирования позволяет сделать вывод о целесообразности применения нейросетевого классификатора состояния угледобывающей установки при организации системы снабжения установок запчастями [16].

Таблица 6. Суммарный приведённый экономический эффект для различных режимов эксплуатации оборудования

№	Месторождения	Стратегия			
		1	2	3	4
1	Месторождение-1	1,05	1,12	1	1,27
2	Месторождение-2	1,02	1,08	1	1,21
3	Месторождение-3	1,06	1,08	1	1,23
4	Месторождение-4	1,08	1,11	1	1,25

Для всех рассмотренных стратегий эксплуатации оборудования удельные затраты на снабжение угледобывающих установок запчастями могут быть снижены при использовании информации о состоянии установки, выдаваемой нейросетевым классификатором. При этом минимальное снижение наблюдается при использовании стратегии «до выхода из строя», которая редко применяется в реальной практике.

Информационная система мониторинга состояния угледобывающей установки и снабжения ЗИП

На основе разработанного алгоритмического и программного обеспечения предложена структура системы мониторинга состояния угледобывающих установок и снабжения ЗИП [17] (рисунок 3).

В неё состав входят:

- Станции ГТИ на установках, обрабатывающие информацию, поступающую с датчиков и сохраняющие ее в базе данных;
- Нейросетевой классификатор, обрабатывающий данные из базы данных ГТИ и выполняющий распознавание предаварийных ситуаций, возникающих в процессе бурения и выдающий соответствующие предупреждения оператору добывающей установки;
- Программное обеспечение управления системой ЗИП (клиентская часть), выполняющее на основании результатов, полученных классификатором, оценку остаточного ресурса комплектующих, используемых на добывающей установке, и выдающее запрос в групповой ЗИП на доставку комплектующих, чей ресурс опустился ниже заданного порогового значения;
- Программное обеспечение управления системой ЗИП (серверная часть), функционирующее в составе группового ЗИП и обеспечивающее сбор и обработку запросов на пополнение одиночных ЗИП, находящихся на установках;
- Программное обеспечение мониторинга состояния системы снабжения ЗИП, обеспечивающее на основе данных, полученных от ПО управления системой ЗИП, а также собственной базы данных отображение в реальном времени состояние добывающих установок региона (включая аварийные и предаварийные состояния), состояние складов ЗИП (номенклатура и количество хранящихся комплектующих), а также процесс доставки затребованных комплектующих на установки и пополнения группового ЗИП.

Таким образом, разработанная библиотека классов была использована для создания следующих программных средств:

- Программного средства имитационного моделирования, позволяющего выполнить оценку эффективности использования нейросетевого классификатора ПАС;
- Программного обеспечения мониторинга состояния угледобывающих установок и снабжения ЗИП.

Существенным различием этих двух программных средств является источник входных

данных. При разработке средств имитационного моделирования имитируется процесс бурения, в который случайным образом вносятся возмущения, которые могут привести к возникновению предаварийной ситуации и выходу некоторых комплектующих из строя. Состав одиночного ЗИП считается заданным в соответствии с техническим регламентом, состав группового ЗИП может формироваться и пополняться различными способами, что позволит «проиграть» различные стратегии управления запасами [18].

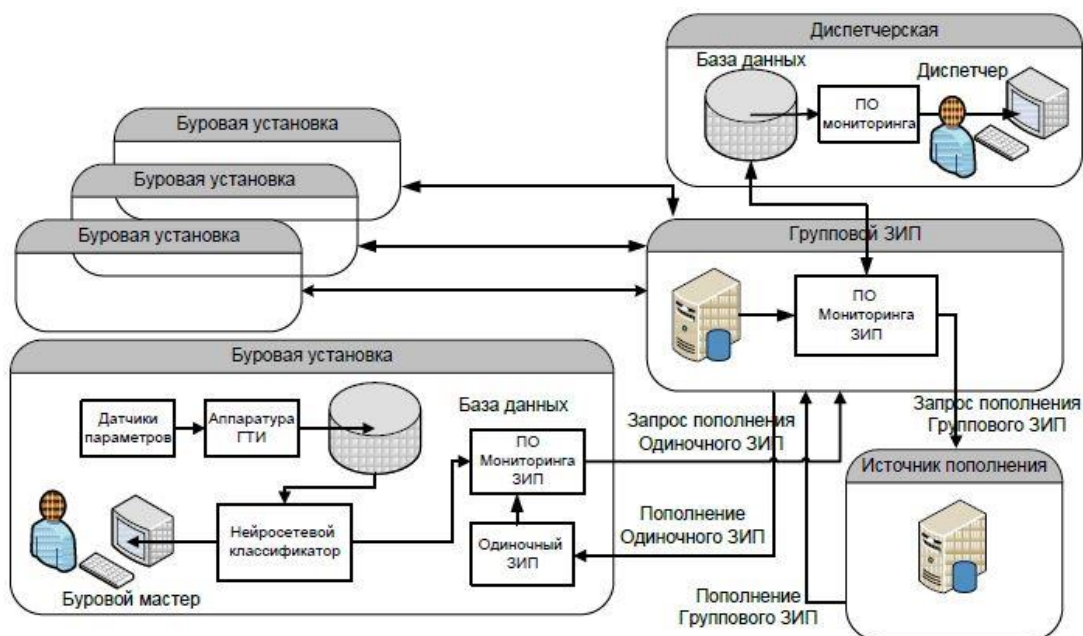


Рис. 3. Структура системы мониторинга состояния буровых и снабжения ЗИП

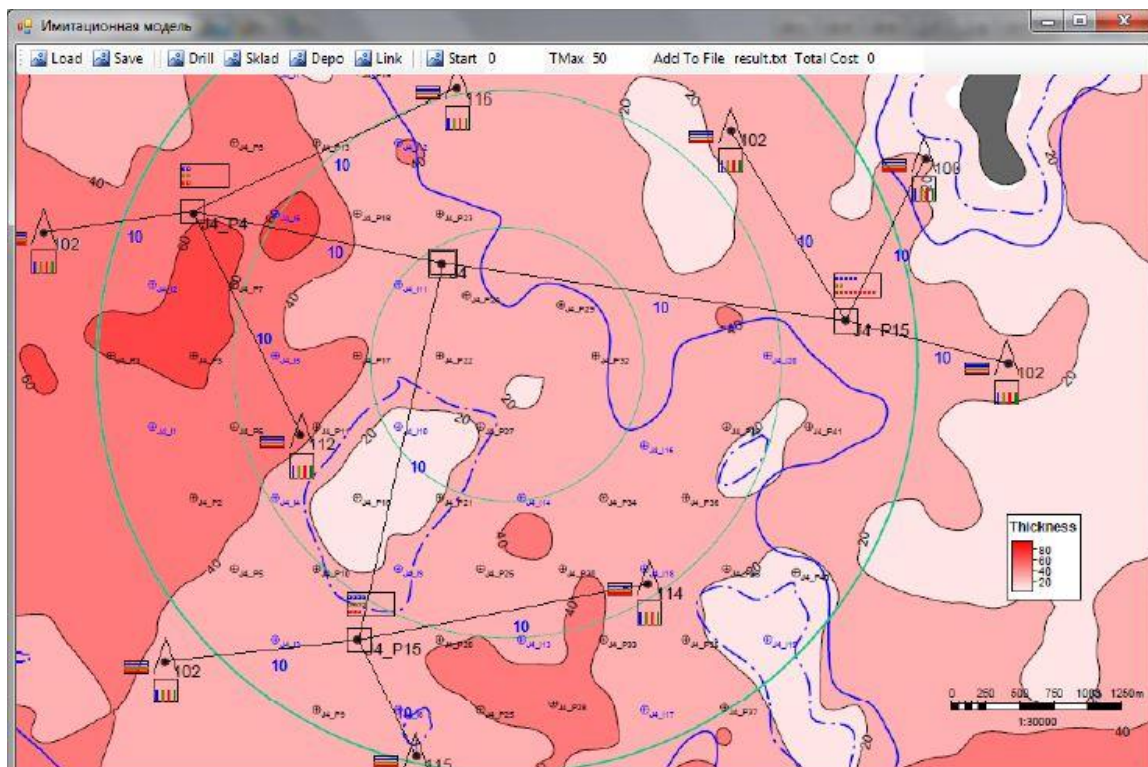


Рис. 4. Интерфейс программы моделирования системы снабжения ЗИП



При разработке системы мониторинга программа обрабатывает реальные данные ГТИ, при этом фиксируется возникновение аварийных и предаварийных ситуаций. Далее в обеих программах генерируются заявки на пополнение ЗИП, которые в случае прогона модели удовлетворяются самой системой моделирования, исходя из наличия соответствующих комплектующих в ЗИП различного уровня, а в случае системы мониторинга передаются на соответствующий уровень для выполнения.

На интерфейсе разработанного классификатора отображается сигнал о распознавании ПАС, момент обнаружения ПАС и предлагается оператору добывающей установки либо подтвердить факт возникновения ПАС, либо опровергнуть его. Информация, получаемая от оператора в процессе работы, может быть использована для дообучения классификатора.

Интерфейс разработанного программного средства отображения результатов мониторинга состояния добывающих установок и снабжения ЗИП представлен на рисунке 4.

Основными результатами работы являются:

1. При организации системы снабжения угледобывающих установок частями разработана имитационная модель на базе нейросетевого классификатора, представляющая собой замкнутую сеть массового обслуживания.

2. Предложена структура системы мониторинга состояния установок и снабжения ЗИП, позволяющая обеспечить в оперативном режиме мониторинг состояния установок и улучшить экономические показатели работы комплекса установок в целом.

Заключение. Предложенная система мониторинга позволит упростить принятие решений по управлению ЗИП и улучшить экономические показатели работы комплекса добычи угля в целом [19].

Список источников

1. Абу-Абед Ф.Н. Обнаружение предаварийных ситуаций в процессе промышленного бурения нефтяных скважин. Диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук / Тверской государственный технический университет. Тверь, 2011.
2. Abu-Abed F., Borisov N. Drilling rig operation mode recognition by an artificial neuronet // E3S Web of Conferences. The Second International Innovative Mining Symposium. 2017.
3. Абу-Абед Ф.Н., Аверкин В.Н., Кордюков Р.Ю., Щербинко А.В. Имитационное моделирование системы ремонта и технического обслуживания буровых установок. Ремонт, восстановление, модернизация. 2011. № 4. С. 19-21.
4. Абу-Абед Ф.Н. Оперативное управление процессом ввода в эксплуатацию буровых установок Каротажник. 2018. № 2 (284). С. 74-80.
5. Абу-Абед Ф.Н. Построение нейросетевого классификатора для обнаружения нештатных ситуаций в процессе промышленного бурения нефтяных скважин Территория Нефтегаз. 2012. № 6. С. 24-27.
6. Абу-Абед Ф.Н., Борисов Н.А. Определение необходимого набора признаков для распознавания предаварийных ситуаций в процессе проводки скважин Каротажник. 2011. № 10. С. 64-68.
7. Абу-Абед Ф.Н. Построение нейросетевого классификатора для анализа ситуаций на буровой, Каротажник. 2011. № 11. С. 77-83.
8. Абу-Абед Ф.Н. Разработка средств моделирования нейросетей Вестник Тверского государственного технического университета. 2005. № 7. С. 125-129.
9. Abu-Abed F.N., Khabarov A.R. Classification of pre-emergency situations in the process of industrial drilling of oilfield well systems. Journal of Fundamental and Applied Sciences. 2017. Т. 9. № 2S. С. 1171-1181.
10. Hareland, G.; Rampersad, P.R.: Drag-bit model including wear. In: III Latin American/Caribbean Petroleum Engineering Conference, Buenos Aires, Argentina, April 27–29 (1994)
11. Winters, W.J.; Warren, T.M.; Onyia, E.C.: Roller bit model with rock ductility and cone offset. In: Paper SPE 16696 Presented at the SPE Annual Technical Conference. Dallas, September 27–30 (1987)
12. Kahraman, S.; Balci, C.; Yazici, S.; Bilgin, N.: Prediction of the penetration rate of rotary blast hole drills using a New Drillability Index. Int. J. Rock Mech. Min. Sci. 37, 729–743 (2000)
13. Hossain, M.E.; Al-Majed, A.A.: Fundamentals of Sustainable Drilling Engineering. Scrivener Publishing, Austin (2015)
14. Абу-Абед Ф.Н. Имитационное моделирование процессов ремонтно-технического обслуживания нефтяных скважин Программные продукты и системы. 2010. № 4. С. 43.



15. Абу-Абед Ф.Н. Построение классификатора для снижения риска при строительстве нефтяных скважин на базе нейросетевой модели. Управление качеством в нефтегазовом комплексе. 2013. № 1 (1). С. 47-50.
16. Абу-Абед Ф.Н. Построение нейросетевого анализатора аномалий для снижения риска при строительстве газовых и нефтяных скважин Бурение и нефть. 2013. № 7-8. С. 72-75..
17. Абу-Абед Ф.Н. Надёжность объектов нефтегазодобывающей промышленности Газовая промышленность. 2015. № S720 (720). С. 107-111.
18. Абу-Абед Ф.Н. Снижение риска при строительстве газовых скважин на базе нейросетевой модели Газовая промышленность. 2014. № S712 (712). С. 100-102.
19. Абу-Абед Ф.Н. Автоматизированная система мониторинга и снабжения объектов нефтегазодобывающей промышленности. Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. 2018. № 1. С. 8-13.
20. Osgouei R.E.: Rate of Penetration Estimation Model for Directional and Horizontal Wells. Master Thesis, The Graduate School, Middle East Technical University (2007)
21. Maurer, W.C.: The "Perfect-Cleaning" theory of rotary drilling. J. Pet. Technol. 14(11), 1270–1274 (1962)
22. Walker, B.H.; Black, A.D.; Klauber, W.P. et al.: Roller-bit penetration rate response as a function of rock properties and well depth. In: Paper SPE 15620 Presented at the 61st Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers, New Orleans, LA, 5–8 October (1986)
23. Bingham, M.G.: A New Approach to Interpreting Rock Drillability. Petroleum Publishing Company, Tulsa (1965)
24. Bourgoyne, A.T.; Young, F.S.: A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection. J. SPE 14(04), 371–384 (1974)
25. Warren, T.M.: Penetration-rate performance of roller-cone bits. SPE Drill. Eng. 2(1), 9–18 (1987)
26. Hareland, G.; Hoberock, L.L.: Use of drilling parameters to predict in-situ stress bounds. In: Paper SPE 25727 Presented at the SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, Netherlands, 22–25 February (1993)
27. Hareland, G.; Wu, A.; Rashidi, B.: A drilling rate model for roller cone bits and its application. In: Paper SPE No. 129592. Presented at the CPS/SPE International Oil and Gas Conference and Exhibition. Beijing, China, 8–10 June (2010a)
28. Hareland, G.; Wu, A.; Rashidi, B.: A new drilling rate model for tri-cone bits and its application to predict rock compressive strength. ARMA 10-206. In: Presented at the 44th US Rock Mechanics Symposium. Salt Lake City, UT, 27–30 June (2010b)
29. Rashidi, B.; Hareland, G.; Wu, Z.B.: Performance simulation and field application modeling of rollercone bits. J. Pet. Sci. Eng. 133, 507–517 (2015)
30. Soares, C.; Daigle, H.; Gray, K.: Evaluation of PDC bit ROP models and the effect of rock strength on model coefficients. J. Nat. Gas Sci. Eng. 34(2016), 1225–1236 (2016)
31. Deng, Y.; Chen, M.; Jin, Y.; Zhang, Y.; Zou, D.; Lu, Y.: Theoretical and experimental study on the penetration rate for roller cone bits based on the rock dynamic strength and drilling parameters. J. Nat. Gas Sci. Eng. 36(2016), 117–123 (2016)
32. Eckel, J.R.: Effect of mud properties on drilling rate. In: Paper API-54-119 Presented at Drilling and Production Practice. New York, 1 January (1954)
33. Eckel, J.R.: Microbit studies of the effect of fluid properties and hydraulics on drilling rate. J. Pet. Technol. 19(4), 541–546 (1966)
34. Eckel, J.R.: Microbit Studies of the Effect of Fluid Properties and Hydraulics on Drilling Rate. II. In: Paper SPE-2244 Presented at the Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers of AIME, Houston, Texas, 29 September–2 October (1968)
35. Paiaman, A.M.; Al-Askari, M.K.; Salmani, B.; Al-Anazi, B.D.; Masihi, M.: Effect of drilling fluid properties on rate of penetration. NAFTA 60(3), 129–134 (2009)
36. Alum, M.A.; Egbon, F.: Semi-Analytical Models on the Effect of Drilling Fluid Properties on Rate of Penetration (ROP). In: Paper SPE-150806 Presented at Nigeria Annual International Conference and Exhibition, Abuja, Nigeria, 30 July–3 August (2011)
37. Moraveji, M.K.; Naderi, M.: Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and bat algorithm. J. Nat. Gas Sci. Eng. 31, 829–841 (2016)
38. Ricardo, J.; Mendes, P.; Fonseca, T.C.; Serapiao, A.B.S.: Applying a neuro-model reference adaptive controller in drilling optimization. World Oil Mag 228, 29–38 (2007)
39. Ali, J.K.: Neural networks: a new tool for the petroleum industry. In: Paper SPE 27561-MS Presented at European Petroleum Computer Conference, Aberdeen, United Kingdom, 15–17 March (1994)
40. Russell, Stuart J.; Norvig, Peter: Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd edn. Prentice Hall, Upper Saddle River (2009).



41. Sargolzaei, J.; Saghatoleslami, N.; Mosavi, S.M.; Khoshnoodi, M.: Comparative study of artificial neural networks (ANN) and statistical methods for predicting the performance of ultrafiltration process in the milk industry. *Iranian J. Chem. Eng.* 25, 67–76 (2006)
42. McCulloch, W.S.; Pitts, W.: A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bull. Math. Biophys.* 5(4), 115–133 (1943)
43. Rosenblatt, F.: The perceptron. A perceiving and recognizing automaton. Project Para Report No. 85-460-1, Cornell Aeronautical Laboratory (CAL), Jan (1957)
44. Bailey, D.; Thompson, D.: How to develop neural. *Network* 5(6), 38–47 (1990)
45. Fausett, L.: *Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications*. Prentice-Hall Inc, Eaglewood Cliffs (1994)
46. Álvarez del Castillo, A.; Santoyo, E.; García-Valladares, O.: A new void fraction correlation inferred from artificial neural networks for modeling two-phase flows in geothermal wells. *Comput. Geosci.* 41, 25–39 (2012)
47. Lippmann, R.: An introduction to computing with neural nets. *IEEE Assp Mag* 4(2), 4–22 (1987)
48. Beale, M.H.; Hagan, M.T.; Demuth, H.B.: *NeuRal Network Toolbox, User's Guide*. The MathWorks, Inc, Natick (2017)
49. Elkatatny, S.M.; Tariq, Z.; Mahmoud, M.A.; Al-AbdulJabbar, A.: Optimization of rate of penetration using artificial intelligent techniques. In: Paper ARMA-2017-0429 Presented at 51st U.S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, San Francisco, California, USA, 25–28 June (2017)
50. Elkatatny, S.M.: Real time prediction of rheological parameters of KCl water-based drilling fluid using artificial neural networks. *Arab. J. Sci. Eng.* 42(4), 1655–1665 (2017)
51. Elkatatny, S.M.; Mahmoud, M.A.; Moahmed, I.; Abdulaheem, A.: Development of a new correlation to determine the static Young's modulus. *J. Pet. Exploration Prod. Technol.* (2017). <https://doi.org/10.1007/s13202-017-0316-4>
52. Elkatatny, S.M.; Mahmoud, M.A.; Zeeshan, T.; Abdulaheem, A.: New insights into the prediction of heterogeneous carbonate reservoir permeability from well logs using artificial intelligent network. *Neural Comput. Appl.* (2017). <https://doi.org/10.1007/s00521-017-2850-x>
53. Elkatatny, S.M.; Zeeshan, T.; Mahmoud, M.A.: Real time prediction of drilling fluid rheological properties using artificial neural networks visible mathematical model (white box). *J. Pet. Sci. Eng.* 146, 1202–1210 (2016)

References

1. Abu-Abed F.N. Obnaruzhenie predavariynykh situatsiy v protsesse promyshlennogo bureniya neftyanykh skvazhin. Dissertatsiya na soiskanie uchenoy stepeni kandidata tekhnicheskikh nauk / Tverskoy gosudarstvennyy tekhnicheskiy universitet. Tver', 2011.
2. Abu-Abed F., Borisov N. Drilling rig operation mode recognition by an artificial neuronet // E3S Web of Conferences. The Second International Innovative Mining Symposium. 2017.
3. Abu-Abed F.N., Averkin V.N., Kordyukov R.Yu., Shcherbinko A.V. Imitatsionnoe modelirovanie sistemy remonta i tekhnicheskogo obsluzhivaniya burovnykh ustanovok. Remont, vosstanovlenie, modernizatsiya. 2011. № 4. S. 19-21.
4. Abu-Abed F.N. Operativnoe upravlenie protsessom vvoda v ekspluatatsiyu burovnykh ustanovok Karotazhnik. 2018. № 2 (284). S. 74-80.
5. Abu-Abed F.N. Postroenie neyrosetevogo klassifikatora dlya obnaruzheniya neshtatnykh situatsiy v protsesse promyshlennogo bureniya neftyanykh skvazhin Territoriya Neftegaz. 2012. № 6. S. 24-27.
6. Abu-Abed F.N., Borisov N.A. Opredelenie neobkhodimogo nabora priznakov dlya raspoznavaniya predavariynykh situatsiy v protsesse provodki skvazhin Karotazhnik. 2011. № 10. S. 64-68.
7. Abu-Abed F.N. Postroenie neyrosetevogo klassifikatora dlya analiza situatsiy na burovoy, Karotazhnik. 2011. № 11. S. 77-83.
8. Abu-Abed F.N. Razrabotka sredstv modelirovaniya neyrosetey Vestnik Tverskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. 2005. № 7. S. 125-129.
9. Abu-Abed F.N., Khabarov A.R. Classification of pre-emergency situations in the process of industrial drilling of oilfield well systems. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*. 2017. T. 9. № 2S. S. 1171-1181.
10. Hareland, G.; Rampersad, P.R.: Drag-bit model including wear. In: III Latin American/Caribbean Petroleum Engineering Conference, Buenos Aires, Argentina, April 27–29 (1994)
11. Winters, W.J.; Warren, T.M.; Onyia, E.C.: Roller bit model with rock ductility and cone offset. In: Paper SPE 16696 Presented at the SPE Annual Technical Conference. Dallas, September 27–30 (1987)
12. Kahraman, S.; Balci, C.; Yazici, S.; Bilgin, N.: Prediction of the penetration rate of rotary blast hole drills using a New Drillability Index. *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.* 37, 729–743 (2000)



13. Hossain, M.E.; Al-Majed, A.A.: *Fundamentals of Sustainable Drilling Engineering*. Scrivener Publishing, Austin (2015)
14. Abu-Abed F.N. Imitatsionnoe modelirovanie protsessov remontno-tekhnicheskogo obsluzhivaniya neftyanykh skvazhin Programmnye produkty i sistemy. 2010. № 4. S. 43.
15. Abu-Abed F.N. Postroenie klassifikatora dlya snizheniya riska pri stroitel'stve neftyanykh skvazhin na baze neyrosetevoy modeli. Upravlenie kachestvom v neftegazovom komplekse. 2013. № 1 (1). S. 47-50.
16. Abu-Abed F.N. Postroenie neyrosetevogo analizatora anomalii dlya snizheniya riska pri stroitel'stve gazovykh i neftyanykh skvazhin Burenie i nef't. 2013. № 7-8. S. 72-75.
17. Abu-Abed F.N. Nadezhnost' ob"ektov neftegazodobyvayushchey promyshlennosti Gazovaya promyshlennost'. 2015. № S720 (720). S. 107-111.
18. Abu-Abed F.N. Snizhenie riska pri stroitel'stve gazovykh skvazhin na baze neyrosetevoy modeli Gazovaya promyshlennost'. 2014. № S712 (712). S. 100-102.
19. Abu-Abed F.N. Avtomatizirovannaya sistema monitoringa i snabzheniya ob"ektov neftegazodobyvayushchey promyshlennosti. Avtomatizatsiya, telemekhanizatsiya i svyaz' v neftyanoy promyshlennosti. 2018. № 1. S. 8-13.
20. Osgouei R.E.: *Rate of Penetration Estimation Model for Directional and Horizontal Wells*. Master Thesis, The Graduate School, Middle East Technical University (2007)
21. Maurer, W.C.: The "Perfect-Cleaning" theory of rotary drilling. *J. Pet. Technol.* 14(11), 1270–1274 (1962)
22. Walker, B.H.; Black, A.D.; Klauber, W.P. et al.: Roller-bit penetration rate response as a function of rock properties and well depth. In: Paper SPE 15620 Presented at the 61st Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers, New Orleans, LA, 5–8 October (1986)
23. Bingham, M.G.: *A New Approach to Interpreting Rock Drillability*. Petroleum Publishing Company, Tulsa (1965)
24. Bourgoyne, A.T.; Young, F.S.: A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection. *J. SPE* 14(04), 371–384 (1974)
25. Warren, T.M.: Penetration-rate performance of roller-cone bits. *SPE Drill. Eng.* 2(1), 9–18 (1987)
26. Hareland, G.; Hoberock, L.L.: Use of drilling parameters to predict in-situ stress bounds. In: Paper SPE 25727 Presented at the SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, Netherlands, 22–25 February (1993)
27. Hareland, G.; Wu, A.; Rashidi, B.: A drilling rate model for roller cone bits and its application. In: Paper SPE No. 129592. Presented at the CPS/SPE International Oil and Gas Conference and Exhibition. Beijing, China, 8–10 June (2010a)
28. Hareland, G.; Wu, A.; Rashidi, B.: A new drilling rate model for tri-cone bits and its application to predict rock compressive strength. ARMA 10-206. In: Presented at the 44th US Rock Mechanics Symposium. Salt Lake City, UT, 27–30 June (2010b)
29. Rashidi, B.; Hareland, G.; Wu, Z.B.: Performance simulation and field application modeling of rollercone bits. *J. Pet. Sci. Eng.* 133, 507–517 (2015)
30. Soares, C.; Daigle, H.; Gray, K.: Evaluation of PDC bit ROP models and the effect of rock strength on model coefficients. *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 34(2016), 1225–1236 (2016)
31. Deng, Y.; Chen, M.; Jin, Y.; Zhang, Y.; Zou, D.; Lu, Y.: Theoretical and experimental study on the penetration rate for roller cone bits based on the rock dynamic strength and drilling parameters. *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 36(2016), 117–123 (2016)
32. Eckel, J.R.: Effect of mud properties on drilling rate. In: Paper API-54-119 Presented at Drilling and Production Practice. New York, 1 January (1954)
33. Eckel, J.R.: Microbit studies of the effect of fluid properties and hydraulics on drilling rate. *J. Pet. Technol.* 19(4), 541–546 (1966)
34. Eckel, J.R.: Microbit Studies of the Effect of Fluid Properties and Hydraulics on Drilling Rate. II. In: Paper SPE-2244 Presented at the Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers of AIME, Houston, Texas, 29 September–2 October (1968)
35. Paiaman, A.M.; Al-Askari, M.K.; Salmani, B.; Al-Anazi, B.D.; Masihi, M.: Effect of drilling fluid properties on rate of penetration. *NAFTA* 60(3), 129–134 (2009)
36. Alum, M.A.; Egbon, F.: Semi-Analytical Models on the Effect of Drilling Fluid Properties on Rate of Penetration (ROP). In: Paper SPE-150806 Presented at Nigeria Annual International Conference and Exhibition, Abuja, Nigeria, 30 July–3 August (2011)
37. Moraveji, M.K.; Naderi, M.: Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and bat algorithm. *J. Nat. Gas Sci. Eng.* 31, 829–841 (2016)
38. Ricardo, J.; Mendes, P.; Fonseca, T.C.; Serapiao, A.B.S.: Applying a neuro-model reference adaptive controller in drilling optimization. *World Oil Mag* 228, 29–38 (2007)



39. Ali, J.K.: Neural networks: a new tool for the petroleum industry. In: Paper SPE 27561-MS Presented at European Petroleum Computer Conference, Aberdeen, United Kingdom, 15–17 March (1994)
40. Russell, Stuart J.; Norvig, Peter: Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd edn. Prentice Hall, Upper Saddle River (2009).
41. Sargolzaei, J.; Saghatoleslami, N.; Mosavi, S.M.; Khoshnoodi, M.: Comparative study of artificial neural networks (ANN) and statistical methods for predicting the performance of ultrafiltration process in the milk industry. Iranian J. Chem. Eng. 25, 67–76 (2006)
42. McCulloch, W.S.; Pitts, W.: A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bull. Math. Biophys. 5(4), 115–133 (1943)
43. Rosenblatt, F.: The perceptron. A perceiving and recognizing automaton. Project Para Report No. 85-460-1, Cornell Aeronautical Laboratory (CAL), Jan (1957)
44. Bailey, D.; Thompson, D.: How to develop neural. Network 5(6), 38–47 (1990)
45. Fausett, L.: Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications. Prentice-Hall Inc, Eaglewood Cliffs (1994)
46. Álvarez del Castillo, A.; Santoyo, E.; García-Valladares, O.: A new void fraction correlation inferred from artificial neural networks for modeling two-phase flows in geothermal wells. Comput. Geosci. 41, 25–39 (2012)
47. Lippmann, R.: An introduction to computing with neural nets. IEEE Assp Mag 4(2), 4–22 (1987)
48. Beale, M.H.; Hagan, M.T.; Demuth, H.B.: NeuRal Network Toolbox, User's Guide. The MathWorks, Inc, Natick (2017)
49. Elkatatny, S.M.; Tariq, Z.; Mahmoud, M.A.; Al-AbdulJabbar, A.: Optimization of rate of penetration using artificial intelligent techniques. In: Paper ARMA-2017-0429 Presented at 51st U.S. Rock Mechanics/Geomechanics Symposium, San Francisco, California, USA, 25–28 June (2017)
50. Elkatatny, S.M.: Real time prediction of rheological parameters of KCl water-based drilling fluid using artificial neural networks. Arab. J. Sci. Eng. 42(4), 1655–1665 (2017)
51. Elkatatny, S.M.; Mahmoud, M.A.; Moahmed, I.; Abdulaheem, A.: Development of a new correlation to determine the static Young's modulus. J. Pet. Exploration Prod. Technol. (2017). <https://doi.org/10.1007/s13202-017-0316-4>
52. Elkatatny, S.M.; Mahmoud, M.A.; Zeeshan, T.; Abdulaheem, A.: New insights into the prediction of heterogeneous carbonate reservoir permeability from well logs using artificial intelligent network. Neural Comput. Appl. (2017). <https://doi.org/10.1007/s00521-017-2850-x>
53. Elkatatny, S.M.; Zeeshan, T.; Mahmoud, M.A.: Real time prediction of drilling fluid rheological properties using artificial neural networks visible mathematical model (white box). J. Pet. Sci. Eng. 146, 1202–1210 (2016)

Авторы

Абу-Абед Фарес Надимович,

канд. техн. наук, доцент, декан факультета международного академического сотрудничества, доцент кафедры ЭВМ
e-mail: aafares@mail.ru

Наумова Любовь Геннадьевна,

канд. техн. наук, доцент кафедры менеджмента, факультет управления и социальных коммуникаций
e-mail: naumova_l_g@mail.ru

ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет»,
Российская Федерация, 170026, г. Тверь,
наб. А. Никитина д.22

Библиографическое описание статьи

Абу-Абед Ф.Н., Наумова Л.Г. ИТ-технологии в автоматизации технологических процессов в горной промышленности // Техника и технология горного дела. – 2019. – № 3 (6). – С. 21-35.

Authors

Fares N. Abu-Abed

PhD, Dean of the International Academic Cooperation faculty, associated professor of Computer chair
e-mail: aafares@mail.ru

Lyubov G. Naumova

PhD, associated professor of Management chair, Management and Social Communications faculty
e-mail: naumova_l_g@mail.ru

Tver State Technical University

Russian Federation, Tver,
22 Afanasiy Nikitin embankment, 170026

Cite this article

Abu-Abed F.N., Naumova L.G. (2019) IT-technologies in technological process automation in mining, *Journal of mining and geotechnical engineering*, 3(6):21.