

УДК 004.032.26

DOI: 10.22213/2410-9304-2022-1-22-28

Нейросетевой подход к ранжированию факторов, влияющих на энергоэффективность добычи нефти

С. В. Цыпленков, магистрант, Сибирский федеральный университет, Институт нефти и газа, Красноярск, Россия

Е. Д. Агафонов, доктор технических наук, Сибирский федеральный университет, Институт нефти и газа; Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М. Ф. Решетнева, Красноярск, Россия

Д. И. Цыпленкова, Красноярский государственный аграрный университет, Красноярск, Россия

В статье описана актуальность темы, рассмотрены особенности подходов к факторному анализу энергетической эффективности процесса механизированной добычи нефти. Проведен сравнительный анализ подходов, применяющихся при оценке текущего и прогнозируемого уровня энергоэффективности по отношению к плановым значениям. Дана оценка современным возможностям автоматизации факторного анализа энергоэффективности механизированной добычи нефти. Предложен подход к ранжированию факторов энергоэффективности на основе интеллектуальных методов. Для разработки эффективной методики анализа и планирования УРЭ на основе релевантной факторной модели предложен подход к ранжированию факторов, влияющих на энергетическую эффективность механизированной добычи с применением искусственной нейронной сети. При решении поставленной задачи был применен метод факторного анализа удельного расхода электроэнергии, алгоритм Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно с ограниченным использованием памяти. Рассмотрены различные наборы факторов, произведено их ранжирование по долям значимости, осуществлена процедура исключения факторов на основании парных корреляционных зависимостей между ними. Построена корреляционная матрица для откорректированного набора факторов. На основании экспертного анализа полученных результатов оценены их релевантность причинно-следственным связям, проявляющимся в практике эксплуатации механизированного фонда. Использование предложенного подхода к факторному анализу с применением искусственной нейронной сети позволит повысить достоверность контроля энергетической эффективности механизированной добычи. Разработанная модель может быть включена в состав алгоритмического и программно-технического обеспечения перспективной автоматизированной системы контроля энергоэффективности и сможет применяться при принятии решений специалистами, осуществляющими планирование, мониторинг и прогнозирование показателей энергоэффективности и оценку результатов реализации энергосберегающих мероприятий.

Ключевые слова: удельный расход электроэнергии; факторный анализ; система контроля энергоэффективности; искусственная нейронная сеть; механизированная добыча нефти; энергоэффективность; интеллектуальные методы.

Введение

Повышение энергетической эффективности нефтедобывающего предприятия является актуальной задачей, что подтверждается стратегическими планами ведущих компаний отрасли [1]. В денежном выражении более 20 % всех эксплуатационных затрат приходится на электроэнергию, потребляемую в процессе добычи нефти [2]. Для осуществления эффективной эксплуатации механизированного фонда (сложной системы скважин, глубинного насосного и наземного оборудования и др.) и планирования энергосберегающих мероприятий необходимо решать задачу контроля и прогнозирования энергоэффективности. В ходе контроля энергоэффективности важно корректно интерпретировать его результаты, в том числе с применением

факторного анализа. Факторный анализ позволяет оценить влияние параметров работы фонда на количество потребляемой электроэнергии и объем добываемой из скважин жидкости, которые в свою очередь связаны относительной характеристикой энергетической эффективности – удельным расходом электроэнергии (УРЭ).

Единый подход к факторному анализу УРЭ относительно плановых показателей до настоящего времени не разработан [3, 4]. В соответствии с ГОСТ Р 56743–2015 «Измерение и верификация энергетической эффективности» оценка текущего уровня энергоэффективности должна основываться на потенциальной результативности энергосберегающих мероприятий. Это обусловлено тем, что анализировать энергоэффективность всего фонда с достаточной

достоверностью невозможно в связи с большими объемами данных измерений и неопределенностью взаимного влияния эксплуатационных параметров.

Авторами ставится целью разработка эффективной методики анализа и планирования УРЭ на основе релевантной факторной модели [5], отвечающей потребностям современных нефтедобывающих предприятий.

Необходимость применения методов интеллектуального анализа данных в факторном анализе

На предприятиях нефтегазовой отрасли автоматизации факторного анализа УРЭ до настоящего времени не было уделено необходимого внимания. Очевидно, что проблему выявления и оценки факторов следует рассматривать в контексте построения нелинейной модели, где контролируемые параметры работы фонда выступают в качестве входных переменных, а выходные данные позволят производить количественную оценку их влияния на УРЭ. В условиях сложности и неопределенности объекта требуется применение новых интеллектуальных подходов к факторному анализу. В работе предлагается подход к выделению существенных факторов, влияющих на энергопотребление, и их ранжированию на основе искусственных нейронных сетей.

На сегодняшний день нейронные сети активно применяются при решении задач анализа данных в отрасли. Можно указать задачи интерпретации результатов измерений в пластовых средах, анализ больших данных по многочисленным скважинам и работу с другими сложными системами нефтегазодобывающих предприятий [6].

Применение нейросетевой модели для анализа геологических и технологических параметров предлагается в качестве основы для разработки системы контроля энергоэффективности (СКЭ), позволяющей контролировать отклонения УРЭ с локализацией по фонду и, что важнее, выявлять причины отклонений от плановой величины потребления электроэнергии [7, 8].

Обзор методов факторного анализа УРЭ

Одним из подходов к анализу УРЭ через влияющие на него факторы, применяемых в практике нефтедобывающих компаний РФ, является *статистический анализ* энергопотребления механизированного фонда с верификацией наиболее значимых и воспроизводимых факторов. В рамках подхода анализируется объем эффектов от реализации мероприятий, направленных на энергосбере-

жение, средневзвешенные напоры и КПД по всему фонду [9].

Упомянутый подход решает задачу распределения объемов потребления электроэнергии в составе УРЭ, которые в общем наборе данных обладают наибольшими величинами и наиболее часто воспроизводятся в текущих геологических условиях. При этом группы факторов могут содержать в том числе неverified факторы, величина которых достоверно неизвестна. В практике нередко сгруппированные наборы факторов могут демонстрировать отклонение по величине потребления за допустимые пределы, что приводит к возникновению значительных объемов необъясненного энергопотребления [10].

Другим методом факторного анализа УРЭ является *метод экспертных оценок*. Для выявления и верификации факторов экспертом обозначается конкретная доля фонда и группы вероятных причин, по которым возможно отклонение объемов потребленной электроэнергии от плановой величины. По результатам локализации для дальнейшего анализа принимаются результаты измерений, которые входят в состав факторов, оказывающих влияние на УРЭ [11].

При оценке энергетической эффективности механизированной добычи результирующие показатели УРЭ зачастую не позволяют определить места и объемы потерь, возникающих вследствие неэффективного расходования электроэнергии. Этот недостаток стремятся устранить путем внедрения *автоматизированных систем контроля энергопотребления*. Однако показатели, характеризующие влияние факторов на УРЭ, часто не принимаются в расчет автоматизированными системами контроля энергоэффективности, так как невозможно определить, в каком случае фактор оказывает влияние [12, 13].

Факторный анализ с применением искусственной нейронной сети

Для разработки нейросетевой модели авторами были использованы данные об уровне энергоэффективности одной из нефтедобывающих компаний Восточной Сибири ежемесячно с 2016 по 2020 год. Выбор набора факторов осуществлялся из множества основных показателей, влияющих на УРЭ. Среди них факторы, поддающиеся прямым измерениям: вертикальный приведенный динамический уровень, средневзвешенная плотность жидкости, средневзвешенное линейное давление, а также косвенные показатели: гидравлический напор, средневзвешенная плотность воды, средневзвешенная

плотность нефти, газовый фактор, добыча жидкости на одну скважину с установками электроцентробежных насосов (УЭЦН), КПД скважин с УЭЦН, КПД насосов УЭЦН, количество дней в соответствующем месяце [14]. Таким образом, в модель первоначально включалось 11 факторов.

Для того чтобы установить взаимосвязи между результативным и факторными показателями, было предложено применить нейросетевую модель. Наилучший результат с точки зрения стабильности работы и точности получаемых результатов показала полносвязная нейронная сеть с тремя скрытыми слоями, содержащими, соответственно, 15, 15 и 20 нейронов. В качестве функций активации были выбраны четыре различных варианта: тождественная, логистическая, гиперболический тангенс и полулинейный элемент. Из-за того, что результат работы модели существенно зависел от разновидности функции активации, решение принималось в результате привлечения всего набора с анализом вариантов, «успешных» на всех функциях. Исходные данные с целью настройки сети разделяли на обучающую и тестовую части в процентном соотношении 80/20. В качестве метода оптимизации весов выбран L-BFGS (алгоритм Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно с ограниченным использованием памяти [15]).

В процессе анализа факторов осуществлялся полный перебор всех возможных комбинаций с выбором тех из них, которые приводят к существенному изменению квадратической ошибки модели. Для этого комбинации предварительно упорядочивались по уменьшению ошибки. Для удобства интерпретации ошибка приводилась к относительной шкале в границах от 0 до 1. Пример представления данных приведен на рис. 1.

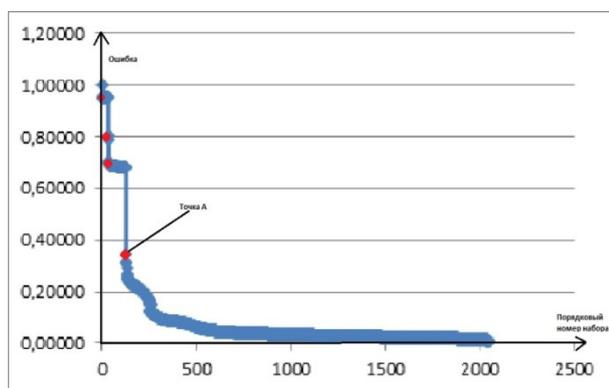


Рис. 1. Определение ключевых точек зависимости относительной ошибки от набора факторов

Fig. 1. Determination of key points of the dependence of the relative error on a set of factors

На рисунке точки, в которых происходит резкое изменение ошибки, являются ключевыми, а факторы, которые обеспечивают такой скачок, считаются основными. Например, непосредственно перед точкой А набор факторов, обеспечивающий относительную ошибку 0,69, включал КПД насосов, КПД скважин, средне-взвешенную плотность жидкости. В точке А относительная ошибка скачкообразно уменьшилась почти в 2 раза, что вызвано изменением комбинации факторов на следующую: добыча жидкости на одну скважину ЭЦН, КПД насосов, КПД ШГН, количество дней.

Во всех ключевых точках фиксируются основные факторы, и далее оценивается, насколько часто тот или иной фактор дает улучшающее действие, что в итоге пересчитывается в процентную долю значимости соответствующего фактора (табл. 1).

Таблица 1. Оценка доли значимости изначального набора факторов

Table 1. Assessment of the share of significance of the initial set of factors

Наименование фактора	Доля значимости, %
КПД насосов с ЭЦН	14,1
Добыча жидкости на одну скважину ЭЦН	14
Средневзвешенная плотность жидкости	12,9
КПД ШГН	11,7
Средневзвешенная плотность нефти	10,5
КПД скважин с ЭЦН	10
Средневзвешенная плотность воды	9,4
Количество дней	9,3
Прочие факторы	7

Результаты анализа факторов энергоэффективности и их обсуждение

В ходе экспертного анализа сформированного списка основных факторов было предложено изменить их набор. Установлено, что количество скважин с ЭЦН значительно больше доли скважин с ШГН, соответственно, вклад фонда с ЭЦН в наибольшей степени представлен в суммарном энергопотреблении. При эксплуатации ЭЦН установлено, что доля свободного газа в насосе может оказывать значительное влияние на эффективность его работы, следовательно, предложено учесть в системе влияние газового фактора. Также предложено заменить плотность балластовой воды и плотность поднимаемой на поверхность жидкости показате-

лем вязкости жидкости, характеризующей свойства ее течения при подъеме. Это позволит уйти от линейной зависимости, которая могла быть выражена через физическую работу системы, совершенную для подъема массы жидкости.

Таким образом, были исключены факторы: КПД ШГН, средняя плотность воды, средняя плотность нефти. Взамен введены: средневзвешенная частота, вязкость, газовый фактор. В результате набор данных, соответствующих новому перечню основных факторов, был обработан нейросетевой моделью с последующим ранжированием наиболее значимых факторов, результаты представлены в табл. 2.

В дальнейшем была осуществлена процедура исключения факторов на основании парных корреляционных зависимостей между ними. Полученная корреляционная матрица приведена на рис. 2.

Таблица 2. Оценка доли значимости откорректированного набора факторов

Table 2. Assessment of the share of significance of the adjusted set of factors

Наименование фактора	Доля значимости, %
Частота	16,93
Средневзвешенная плотность жидкости	16,92
Газовый фактор	15,38
Вязкость	13,85
Количество дней	13,84
КПД скважин с ЭЦН	9,23
КПД насосов с ЭЦН	9,22
Прочие факторы	4,63

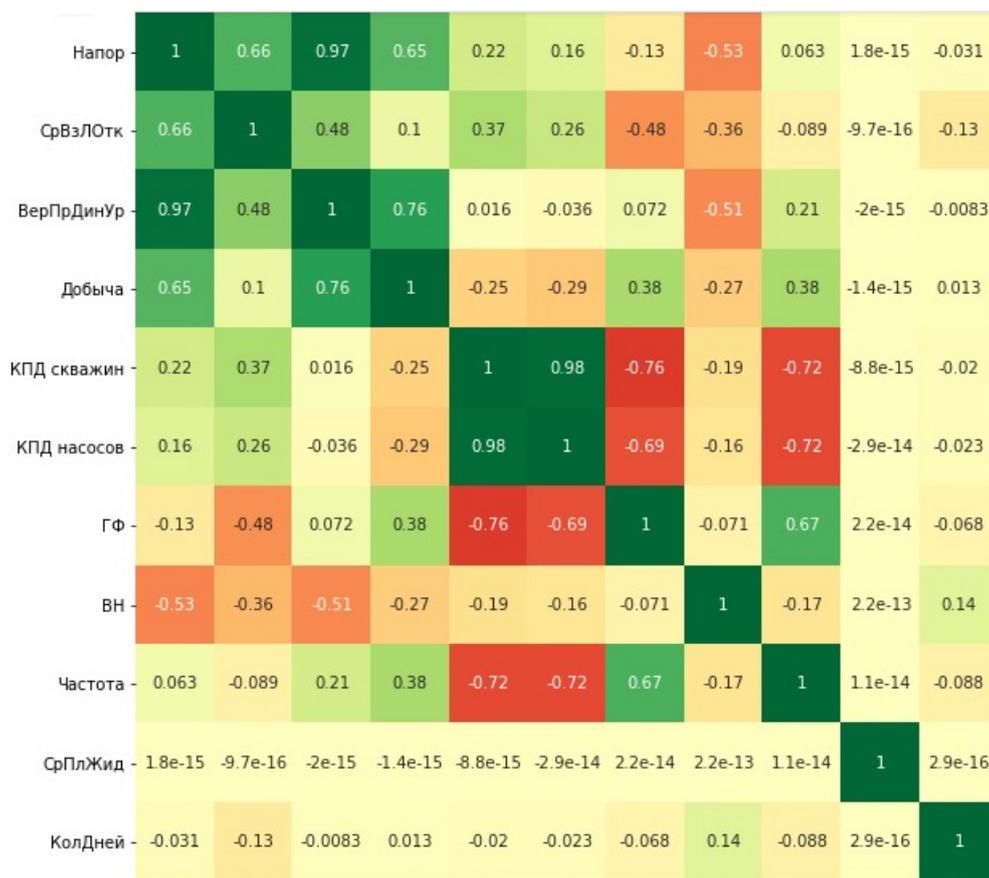


Рис. 2. Корреляционная матрица откорректированного набора факторов

Fig. 2. Correlation matrix of the adjusted set of factors

Пары факторов с абсолютными значениями коэффициента корреляции более 0,8 нецелесообразно совместно использовать для дальнейшего включения в модель. Для пары коррелирующих факторов «Напор» и «Вертикальный приведенный динамический уровень» на осно-

вании экспертных суждений было предложено оставить для дальнейшего анализа фактор «Вертикальный приведенный динамический уровень». Для следующей пары коррелирующих факторов «КПД скважин с ЭЦН» и «КПД насо-

сов с ЭЦН» было принято решение оставить фактор «КПД насосов с ЭЦН».

В итоге получен окончательный набор факторов, доли значимости которых представлены в табл. 3.

Таблица 3. Оценка доли значимости факторов

Table 3. Assessment of the share of significance of factors

Наименование фактора	Доля значимости, %
Количество дней	16,18
Вертикальный приведенный динамический уровень	14,71
Средневзвешенное линейное давление	11,76
КПД насосов с ЭЦН	11,76
Газовый фактор	11,76
Частота	10,29
Вязкость	8,82
Средневзвешенная плотность жидкости	7,35
Добыча жидкости на 1 скважину ЭЦН	7,35

Экспертный анализ полученных результатов показал их релевантность причинно-следственным связям, проявляющим себя в практике эксплуатации фонда скважин [16]. Результаты факторного анализа с применением нейросетевого подхода позволяют установить количественную меру значимости факторов и ранжировать их по степени влияния на УРЭ. Обученная нейросеть способна прогнозировать влияние факторов на целевой показатель при сохранении относительной стационарности моделируемых процессов, тем самым позволяя эффективно планировать мероприятия, направленные на повышение энергоэффективности механизированной добычи.

Заключение

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что 50 % точности результата обеспечивают три фактора: количество дней, вертикальный приведенный динамический уровень и КПД насосов с ЭЦН. Альтернативой при этом может выступить другой набор факторов: вертикальный приведенный динамический уровень, КПД насосов с ЭЦН, средневзвешенное линейное давление и частота. Наименее значимыми для изученных условий выступают следующие факторы: средневзвешенная плотность жидкости, добыча жидкости на 1 скважину ЭЦН, а также прочие факторы, которые на данный момент не учтены или не выявлены.

Использование предложенного подхода с применением искусственных нейронных сетей позволит повысить достоверность контроля энергоэффективности при выявлении и оценке факторов, что свидетельствует о достижении поставленной авторами цели. Разработанная модель может быть включена в состав алгоритмического и программно-технического обеспечения перспективной автоматизированной системы контроля энергоэффективности и сможет оказывать поддержку при принятии решений специалистами, осуществляющими планирование, мониторинг и прогнозирование показателей энергоэффективности и оценку результатов реализации энергосберегающих мероприятий.

Библиографические ссылки

1. «РН-Уватнефтегаз» сэкономил энергоресурсов на 222 млн рублей и перешел на цифровой контроль расхода электроэнергии. URL: <https://www.rosneft.ru/press/news/item/200257> (дата обращения 01.11.2021).
2. Шишкин А. Н. Повышение энергоэффективности в ОАО «НК Роснефть» // Материалы II Международного форума ENES Expo. 2013. URL: http://enes-expo.ru/docs/prezentatsii_dlya_programmy/21112013/Rosneft.pdf.
3. Зуев А. С. Стратегия повышения энергоэффективности компании ОАО «НК «Роснефть» // Электроэнергия. Передача и распределение. 2016. № 3. С. 30–33.
4. Чинкова Н. Газпромнефть: программа энергоменеджмента // Нефтегазовая вертикаль. 2011. № 21.
5. Vargas R. E. V. et al. A realistic and public dataset with rare undesirable real events in oil wells // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2019. Т. 181. С. 106223.
6. Koroteev D., Tekic Z. Artificial intelligence in oil and gas upstream: Trends, challenges, and scenarios for the future // Energy and AI. 2021. Т. 3. С. 100041.
7. Syed F. I. et al. Artificial lift system optimization using machine learning applications // Petroleum. 2020.
8. Цыпленков С. В., Агафонов Е. Д. Концепция комплексной системы контроля энергоэффективности механизированной добычи нефти // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2021. Т. 23, № 4. С. 180–196.
9. Погружные электродвигатели с повышенным напряжением – двойной эффект без инвестиций / С. Б. Якимов, М. Н. Каверин, А. В. Цыбин, Д. А. Косилов, В. П. Тарасов // Оборудование и технологии для нефтегазового комплекса. 2012. № 3. С. 75.
10. Троицкий-Марков Т. Е., Сенновский Д. В. Принципы построения системы мониторинга энергоэффективности // Мониторинг. Наука и безопасность. 2011. Т. 4. С. 34–39.
11. Журавлев В., Кибирев Е., Музычук П. Энергосбережение рубль бережет // Нефтегазовая вертикаль – технологии и сервис. 2017. № 9. С. 20–82.

12. Аналитическая информационная система / Вейнблат А. В. и др. // Энергоэффективность нефтегазового предприятия. 2018.

13. Музычук П. С. Повышение энергоэффективности эксплуатации механизированного фонда скважин // Электронный научный журнал «Neftegaz.ru». 2019. № 10. URL: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/dobycha/500661-povyshenienergoeffektivnosti-ekspluatatsii-mekhanizirovannogo-fonda-skvazhin>.

14. He L. I. U. et al. Development and prospect of separated zone oil production technology // Petroleum Exploration and Development. 2020. T. 47, № 5. C. 1103–1116.

15. Liu D. C., Nocedal J. On the limited memory BFGS method for large scale optimization // Mathematical programming. 1989. T. 45, № 1. C. 503–528.

16. Тарасов В. П., Куряев С. В., Голубь И. М. Использование специализированного ПО для расчета энергопотребления на механизированном фонде скважин // Инженерная практика. 2016. № 3. С. 22–26.

References

1. «RN-Uvatneftegaz» sekonomil energoresursov na 222 mln rublei i pereshel na tsifrovoi kontrol' raskhoda elektroenergii [«RN-Uvatneftegaz Saves Energy Resources Worth RUB222 Million and Switches to Power Consumption Digital Control]. Available at: <https://www.rosneft.com/press/news/item/200507> (in Russ.).

2. Shishkin A.N. Povishenie energoeffektivnosti v OAO «NK Rosneft» [Improving Energy Efficiency at OAO NK Rosneft]. *Materialy II Mezhdunarodnogo foruma ENES Expo* [Proc. Materials of the II International Forum ENES Expo]. 2013. (in Russ.).

3. Zuev A.S. Strategiya povisheniya energoeffektivnosti kompanii OAO "NK" Rosneft" [Energy Efficiency Improvement Strategy of OAO NK Rosneft]. *Elektroenergiya. Peredacha I raspredelenie* [Proc. Electricity. Transfer and distribution]. 2016. No. 3. Pp 30-33 (in Russ.).

4. Chinkova N. *Gazpromneft: Programma energomenedzhmenta* [Gazpromneft: energy management program]. *Neftegazovaya vetikal*. 2011. No. 21 (in Russ.).

5. Vargas REV et al. A realistic and public dataset with rare undesirable real events in oil wells. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2019; (Pt 181): 106223.

6. Koroteev D., Tekic Z. Artificial intelligence in oil and gas upstream: Trends, challenges, and scenarios for the future. *Energy and AI*. 2021; (Pt 3): 100041.

7. Syed F.I. et al. Artificial lift system optimization using machine learning applications. *Petroleum*. 2020. doi: 10.1016/j.petlm.2020.08.003.

8. Tsyplenkov S.V., Agafonov E.D. [The concept of an integrated system of energy efficiency control of artificial oil lift]. *Power engineering: research, equipment, technology*. 2021. Vol. 23, no. 4. Pp. 180-196. <https://doi.org/10.30724/1998-9903-2021-23-4-180-196> (in Russ.).

9. Yakimov S.B., Kaverin M.N., Tsybin A.V., Kosilov D.A., Tarasov V.P. *Pogruzhnie elektrodvigateli s povishennim napryazheniem – dvoynoy effekt bez investitsiy* [High voltage submersible motors – double effect without investment]. *Oborudovanie i tehnologii dlya neftegazovogo kompleksa*. 2012. No. 3, p. 75 (in Russ.).

10. Troitskiy-Markov T.E., Sennivskiy D.V. *Printsipy postroeniya sistemi monitoringa energoeffektivnosti* [Principles of building an energy efficiency monitoring system]. *Monitoring. Nauka i bezopasnost*. 2011. Vol. 4. Pp 34-39 (in Russ.).

11. Zhuravlev V., Kibirev E., Muzichuk P. *Energosberezhenie rubl berezhet* [Energy saving ruble saves]. *Neftegazovaya vetikal – Tehnologii i servis*. 2017. No. 9. Pp. 20-82 (in Russ.).

12. Veynblat A.V. et al. *Analiticheskaya informatsionnaya sistema "Enetgoeffektivnost neftegazovogo predpriyatiya"* [Analytical information system]. Patent RUS № 2016663247. 14.10.2016. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=39357578> (accessed: 28 May 2021) (in Russ.).

13. Muzichuk P.S. *Povishenie energoeffektivnosti ekspluatatsii mehanizirovannogo fonda skvazhin* [Improving the energy efficiency of mechanized well stock operation]. *Elektronniy nauchniy zhurnal «Neftegaz.ru»*. 2019. No. 10. Available at: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/dobycha/500661-povyshenienergoeffektivnosti-ekspluatatsii-mekhanizirovannogo-fonda-skvazhin> (in Russ.).

14. He LIU et al. Development and prospect of separated zone oil production technology. *Petroleum Exploration and Development*. 2020; (Pt 47): 5: 1103-1116.

15. Liu, D.C., Nocedal, J. On the limited memory BFGS method for large scale optimization. *Mathematical Programming* 45, 503–528 (1989). <https://doi.org/10.1007/BF01589116>.

16. Tarasov V.P., Kuryaev S.V., Golub I.M. *Ispol-zovanie spetsializirovannogo PO dlya rascheta energopotrebleniya na mehanizirovannom fonde skvazhin* [The use of specialized software for calculating energy consumption in the mechanized well stock]. *Inzhener-naya praktika*. 2016. No. 3. Pp. 22-26 (in Russ.).

* * *

Neural Network Approach to Ranking Factors Affecting Energy Efficiency of Oil Production

S. V. Tsypfenkov, Master Student, Siberian Federal University, Institute of Petroleum and Natural Gas Engineering, Krasnoyarsk, Russia

E. D. Agafonov, DSc in Engineering, Associate Professor, Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, Krasnoyarsk, Russia

D. I. Tsypfenkova, Assistant Professor, Krasnoyarsk State Agrarian University, Krasnoyarsk, Russia

The article describes the relevance of the topic, considers the features of approaches to factor analysis of the energy efficiency of the artificial oil lift. Comparative analysis of the approaches used in assessing the current and projected level of energy efficiency in relation to the planned values is carried out. An approach to the ranking of energy efficiency factors based on intelligent methods is proposed. An assessment of the modern possibilities of automating the factor analysis of the energy efficiency of artificial oil lift is given. To develop an effective methodology for the analysis and planning of energy efficiency based on a relevant factor model, an approach to ranking the factors influencing the energy efficiency of artificial lift using an artificial neural network is proposed. When solving the problem, the method of factor analysis of specific power consumption, the L-BFGS algorithm. Various sets of factors are considered, they were ranked according to the shares of significance, the procedure for excluding factors were carried out on the basis of paired correlation dependences between them. A correlation matrix is built for the adjusted set of factors. On the basis of an expert analysis of the results obtained, their relevance to the cause-and-effect relationships manifested in the practice of operating a mechanized well stock was assessed. The use of the proposed approach to factor analysis using an artificial neural network will improve the reliability of control over the energy efficiency of artificial oil lift. The developed model can be included in the algorithmic and software and hardware support of a promising automated energy efficiency control system and can be used in decision-making by specialists who plan, monitor and predict energy efficiency indicators and assess the results of the implementation of energy-saving measures.

Keywords: specific power consumption; factor analysis; energy efficiency control system; artificial neural network, artificial oil lift; energy efficiency; intellectual methods.

Получено: 29.11.21