

Разработка нейросетевого оптимизатора режимов электропотребления УЭЦН нефтяной скважины

И. А. Шмидт¹, А. В. Ромодин², Д. Ю. Лузянин³, И. А. Попов⁴

Пермский национальный исследовательский политехнический университет

¹shmidt@pstu.ru, ²romodin_av@pstu.ru, ³djuluzjanin@pstu.ru, ⁴ilya.popov2801@mail.ru

Аннотация. В данной работе предложен метод повышения эффективности эксплуатации скважин с электроцентробежными насосами (УЭЦН). Он основан на создании цифровой модели (цифрового двойника) и использовании нейросетевых алгоритмов для прогнозирования технологических параметров. Эти модели оптимизируют ключевые показатели, такие как суточный дебит нефти, удельное энергопотребление и общие затраты на электроэнергию. Снижение этих показателей уменьшает энергетическую и экономическую нагрузку на эксплуатацию скважин. Разработана многослойная искусственная нейронная сеть, которая на основе математической модели УЭЦН прогнозирует дебит, активную и реактивную мощность, механическую нагрузку и стоимость потреблённой электроэнергии. Результаты тестирования показали приемлемые значения метрик MSE , $RMSE$ и R^2 на валидационной выборке. Также разработан нейросетевой регулятор частоты, обученный с использованием метода подмены функции потерь. Он поддерживает заданный дебит и минимизирует потребление и стоимость электроэнергии. Проведено моделирование работы УЭЦН в непрерывном и периодическом режимах. Результаты показали, что энергетическая эффективность УЭЦН повышается, поскольку комплексный критерий имеет положительный знак, а при применении оптимизатора периодического режима эффективность увеличивается в 1,8 раза по сравнению с оптимизатором непрерывного режима. Это подтверждает эффективность предложенного нейросетевого подхода для оптимизации потребления энергии скважинным оборудованием.

Ключевые слова: цифровой двойник; УЭЦН; нейросетевой оптимизатор; искусственная нейронная сеть; энергоэффективность; прогнозирование и планирование; оптимизация потребления

I. ВВЕДЕНИЕ

При эксплуатации нефтяных скважин, оснащённых электроцентробежными насосами, управление такими насосами, то есть задание частоты напряжения электросети, осуществляется, прежде всего, исходя из задания на добычу нефти, которое в свою очередь зависит от дебита скважины. Вопросы эффективности потребления электроэнергии при этом обычно не ставятся.

Для повышения энергоэффективности скважин, возможно модифицировать суточный режим работы

УЭЦН при помощи задания напряжения, что приведет к изменению коэффициента загрузки насоса. Это позволит регулировать режим и время работы скважины и оптимизировать потребление электроэнергии на уровне комплектов трансформаторных подстанций (КТП) и электротехнических комплексов (ЭТК) месторождения. Особенно эффективно такое регулирование будет проявляться в условиях недогрузки УЭЦН.

Таким образом, для оптимизации энергопотребления нам нужно спроектировать некоторую оптимизирующую систему (оптимизатор), которая будет задавать режимы УЭЦН в зависимости от геологических, технологических параметров скважины, параметров самого насоса и стоимости электроэнергии в различных временных зонах.

Оптимизатор энергоэффективности будет построен на основе искусственной нейронной сети (ИНС), для его создания нужно пройти следующие шаги:

- определить критерии энергетической эффективности УЭЦН,
- разработать математическую модель скважины и УЭЦН, на основании которой сформировать обучающий датасет для оптимизатора,
- обучить оптимизатор.

II. АРХИТЕКТУРА ОПТИМИЗАТОРА

В данном случае оптимизатор состоит из двух частей: одна на основании задания на добычу нефти и технологических параметров, формирует оптимальный режим работы УЭЦН, а вторая подбирает частоту сети, для обеспечения этого режима. Каждая из частей представляет собой обученную искусственную нейронную сеть.

Схема оптимизатора электропотребления с нейросетевым оптимизатором режима работы УЭЦН представлена на рисунке 1.

Для прогнозирования и оптимизации режима работы УЭЦН на вход системы подается заданный дебит за сутки $Q_{зад}$ и геологические параметры скважины: динамический уровень в скважине $H_{дин}$, пластовое давление $P_{плст}$, плотность пластовой жидкости ρ , цена за 1 кВт·ч электроэнергии c . Выходом регулятора является частота питающей сети после станции управления f_c , которая затем поступает на вход ИНС модели УЭЦН для формирования предсказания по выходным параметрам модели скважины.

Исследования выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSNM-2026-0005)

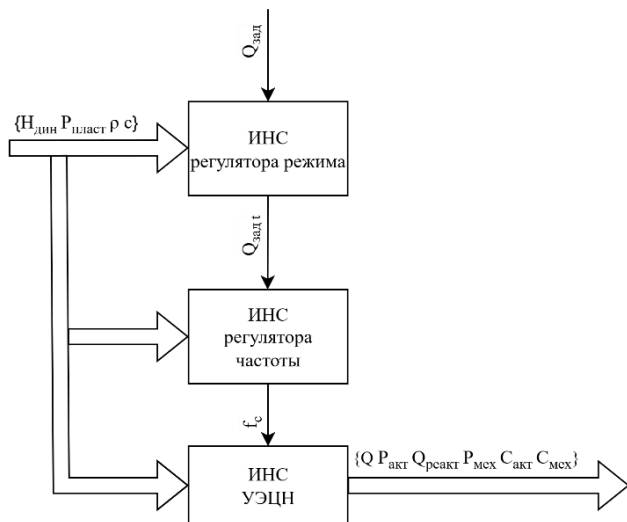


Рис. 1. Архитектура оптимизатора электропотребления

III. КРИТЕРИИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ УЭЦН

Комплексный критерий энергетической эффективности УЭЦН можно сформировать как взвешенную функцию ключевых показателей: поддержания дебита, минимизации удельного расхода электроэнергии и снижения суммарных затрат.

$$K = w_1 \delta Q + w_2 \delta W_{уд} + w_3 \delta C, \quad (1)$$

$$\delta Q = \frac{|Q_{сут. факт} - Q_{сут. зад}|}{Q_{сут. зад}}, \quad (2)$$

$$\delta W_{уд} = \frac{|W_{уд. факт} - W_{уд. истор}|}{W_{уд. истор}}, \quad (3)$$

$$\delta C = \frac{|C_{сут. факт} - C_{сут. истор}|}{C_{сут. истор}}, \quad (4)$$

где $w_1=0,5$ – вес критерия по дебиту; $w_2=0,25$ – вес критерия по удельному потреблению; $w_3=0,25$ – вес критерия по стоимости; $Q_{сут. факт}$ – фактический дебит за сутки, м³/сут; $Q_{сут. зад}$ – заданный дебит за сутки, м³/сут; $W_{уд. факт}$ – фактическое удельное потребление, кВт·ч/м³; $W_{уд. истор}$ – удельное потребление, рассчитанное на основе исторических данных по скважине, кВт·ч/м³; $C_{сут. факт}$ – фактическая стоимость потребленной электроэнергии за сутки, руб; $C_{сут. истор}$ – стоимость потребленной энергии за сутки, рассчитанная на основе исторических данных по скважине, руб.

Целевое значение комплексного критерия энергетической эффективности скважины с установкой ЭЦН, при котором УЭЦН достигает максимальной эффективности, прием равным 1.

IV. МОДЕЛЬ УЭЦН

Модель скважины требуется для обучения оптимизатора, и сама также является нейросетью (регрессионной нейромоделью), которая обучается на основе математической имитационной модели скважины с установкой ЭЦН, разработанной ранее [1].

Для обучения ИНС модели УЭЦН используются данные, полученные с имитационной модели скважины с установкой ЭЦН, разработанной ранее [1]. Модель основывалась на математическом описании работы УЭЦН, параметрах двигателя, гидродинамических параметрах, геологических и технологических параметрах. Валидация имитационной модели проводилась на данных, полученных с физической скважины с аналогичными параметрами. В качестве параметров модели рассматривались: частота питающей сети после станции управления f_c , динамический уровень $H_{дин}$ и пластовое давление $P_{пласт}$, а также плотность пластовой жидкости ρ в скважине, цена за 1 кВт·ч электроэнергии c , дебит флюида за сутки Q , активная $P_{акт}$, реактивная $Q_{реакт}$, механическая $P_{мех}$ мощности, а также стоимость $C_{акт}$ активной мощности и стоимость $C_{мех}$ механической мощности.

К входным и выходным параметрам применяется нормализация в диапазоне [0; 1]. Для обучения ИНС используются 80% исходных значений параметров; 20% исходных значений применяются для валидации ИНС модели УЭЦН и определения ее адекватности. Гиперпараметры ИНС определены экспериментальным путем: ширина составляет 16 нейронов, глубина 2 скрытых слоя, алгоритм оптимизации – стохастический градиентный спуск с обратным распространением ошибки, алгоритм обновления весов – *Nadam* при скорости обучения 0,01. Функции активации в скрытых слоях – *TANH*, в выходном – *IDENTITY*. Также применяются и другие параметры при инициализации ИНС. Обучение завершено на 1000 эпохах. На рис. 2 представлены исходная и предсказанная зависимости дебита от динамического уровня и давления и исходная и предсказанная зависимости активной мощности от динамического уровня и давления.

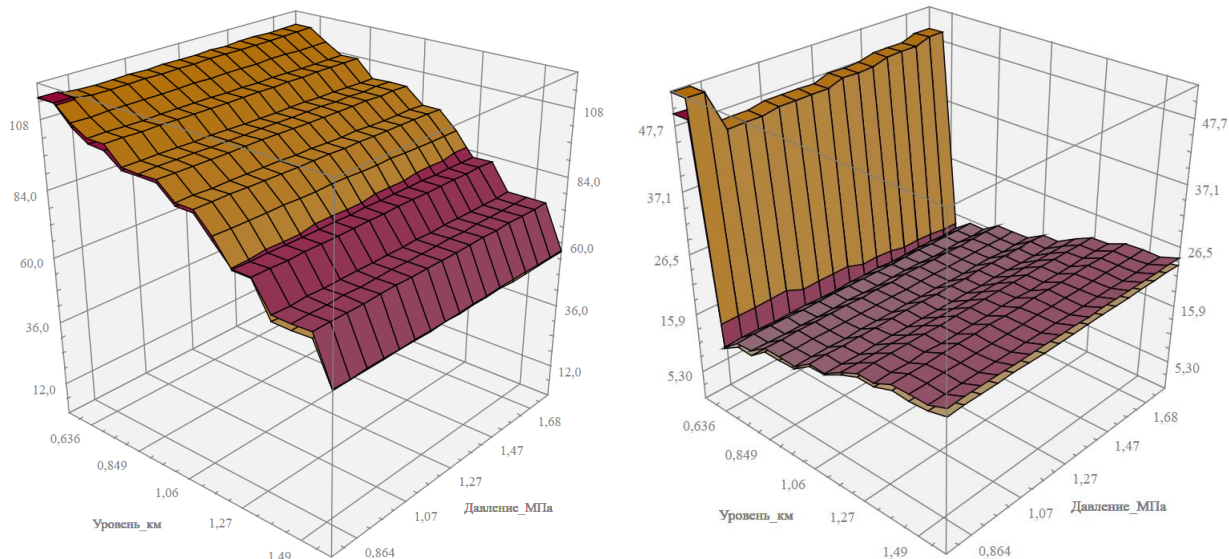


Рис. 2. Сравнение исходной и предсказанной зависимости данных по дебиту ($\text{м}^3/\text{сут}$) (слева) и исходной и предсказанной зависимости данных по активной мощности (кВт) (справа)

Нейросетевая модель УЭЦН показывает хорошие результаты на тестовой выборке с высоким значением коэффициента детерминации в пределах 0,608–0,771, объясняющим значительную долю дисперсии данных. Однако для некоторых параметров, таких как $Q_{\text{реакт}}$, значение R^2 ниже. Модель показывает приемлемые результаты, но требует доработки для уменьшения ошибок в параметрах $P_{\text{акт}}$, $Q_{\text{реакт}}$ и $P_{\text{мех}}$.

V. РАЗРАБОТКА ОПТИМИЗАТОРА УЭЦН

Нейросетевой оптимизатор можно рассматривать как частный случай нейрорегулятора. Основное его отличие заключается в том, что регулятор работает по отклонению от заданного критерия в реальном времени, а оптимизатор задает режим энергопотребления на основе параметров, измеренных перед началом цикла. В исследованиях посвященных нейроруководению, обычно рассматривают инверсное управление [2–3]. Однако этот подход имеет существенный недостаток: на вход ИНС при обучении подается случайное воздействие, и никто не гарантирует что регулятор сможет обеспечить выполнение требуемых критериев. В работе [4] представлен новый подход к созданию нейросетевого оптимизатора, обучаемого на модели объекта управления с использованием нового метода расчета – подмены функции потерь.

При достижении пиковых нагрузок на энергосистему наиболее оптимальным будет отключение установок электроцентробежных насосов с целью оптимизации энергопотребления, а не работа в непрерывном режиме. Управление частотой вращения в диапазоне $f_{\text{min}}-f_{\text{max}}$ зачастую оказывается неоптимальным, вследствие чего регулятор снижает частоту ниже минимального значения f_{min} . Нейросетевая модель УЭЦН обеспечивает точное воспроизведение режима работы при снижении частоты, однако не моделирует процесс остановки из-за нестабильности алгоритма обучения.

При снижении частоты ниже f_{min} происходит отключение УЭЦН, с установкой частоты на нулевое значение, что предотвращает срыв подачи. В результате активная и механическая мощности, а также соответствующие затраты, становятся равными нулю.

Такой режим работы скважины является периодическим. Модель не учитывает динамику переходных процессов, возникающих при остановке и последующем запуске установки.

В данной работе предлагается создать оптимизатор режимов работы УЭЦН для повышения энергетической эффективности, разработанный на основе ИНС согласно методу подмены функции потерь.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(w_1 e_i^q \right)^2 + \left(w_2 e_i^p \right)^2 + \left(w_3 e_i^c \right)^2 + \left(w_4 e_i^f \right)^2, \quad (5)$$

где n – размер выборки, $w_1=1,0$ – вес критерия по дебиту; $w_2=0,02$ – вес критерия по активной мощности; $w_3=0,02$ – вес критерия по стоимости; $w_4=2,0$ – вес критерия ограничения выхода по частоте; $e_i^q = Q_{\text{сум. зад } i} - Q_{\text{сум. факт } i}$ – составляющая ошибки по дебиту, о.е.; $e_i^p = P_{\text{мех } i} - P_{\text{акт } i}$ – составляющая ошибки по активной мощности, о.е.; $e_i^c = C_{\text{мех } i} - C_{\text{акт } i}$ – составляющая ошибки по стоимости активной мощности, о.е.; e_i^f – составляющая ошибки по критерию ограничения выхода по частоте, о.е.

Составляющая ошибки по критерию ограничения выхода по частоте принимает следующий вид:

- для непрерывного режима работы УЭЦН:

$$\begin{cases} e_i^f = 0,5 - f_{c i}, f_{c i} < 0 \text{ or } f_{c i} > 1 \\ e_i^f = 0, 0 \leq f_{c i} \leq 1 \end{cases},$$
- для периодического режима работы УЭЦН:

$$\begin{cases} e_i^f = 0,5 - f_{c i}, f_{c i} > 1 \\ e_i^f = 0, f_{c i} \leq 1 \end{cases},$$

где e_i^f – слагаемое ошибки по критерию ограничения выхода по частоте, о.е.; $f_{c i}$ – управляющий выход регулятора по частоте питающей сети, о.е.

К входным и выходным параметрам применяется нормализация в диапазоне [0; 1]. Гиперпараметры ИНС оптимизатора подобраны аналогично ИНС модели УЭЦН. На вход оптимизатора подается одновременно вся обучающая выборка.

Для получения предсказаний по выходам ИНС модели УЭЦН выберем два характерных режима: легкий (УЭЦН имеет запас по мощности), когда $H_{оин}=0$ о.е.,

$P_{пласг}=0$ о.е., $\rho=0$ о.е., и тяжелый (УЭЦН работает в режиме близком к полной нагрузке), когда $H_{оин}=1,0$ о.е., $P_{пласг}=1,0$ о.е., $\rho=1,0$ о.е. Прогнозирование выполняется в суточном разрезе с характерным изменением тарифа на электроэнергию, когда c принимает значения 0; 0,5; 1,0. Результаты моделирования (активная мощность) работы ИНС регулятора частоты в непрерывном и периодическом режимах представлены на рис. 3.

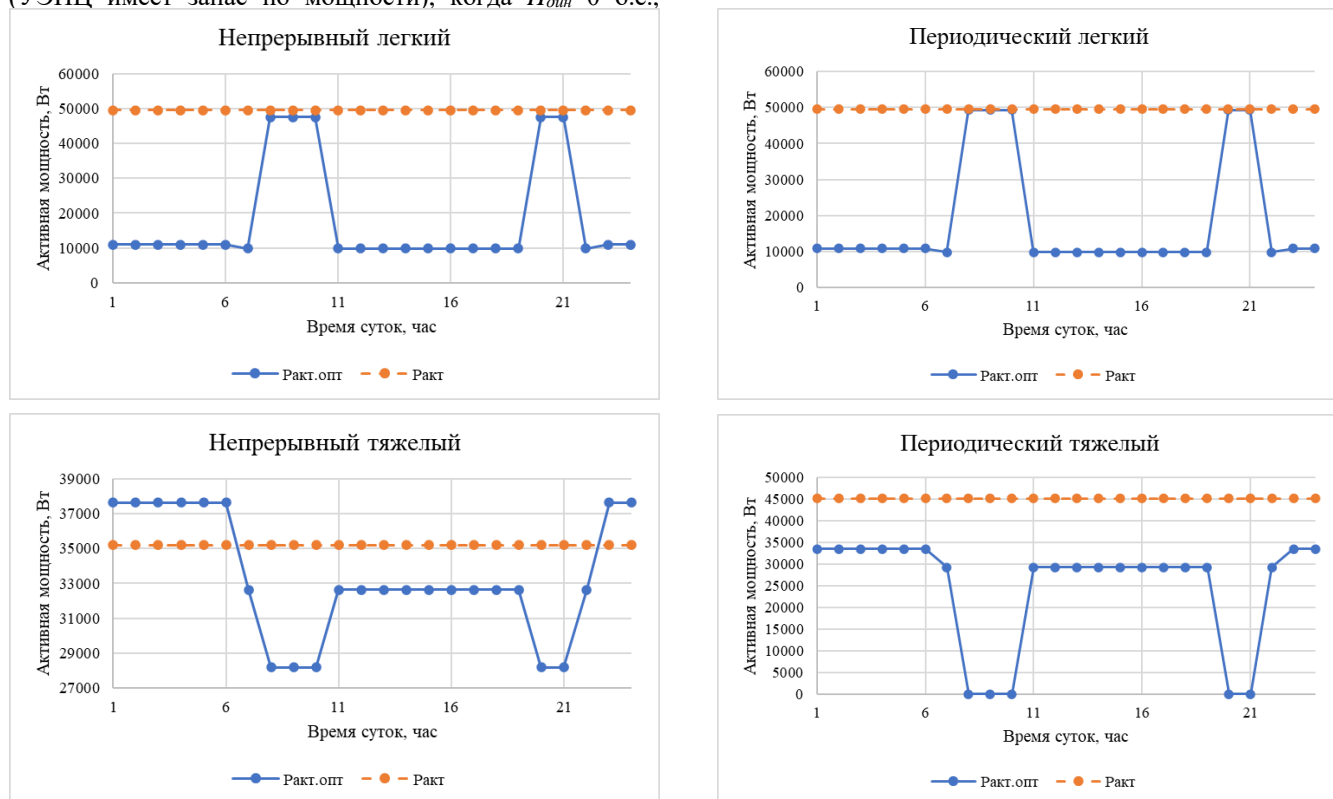


Рис. 3. Результаты моделирования (активная мощность) работы ИНС регулятора частоты в непрерывном и периодическом легком и тяжелом режимах

На рисунке видно, что потребленная активная мощность за 24 часа после регулирования частоты значительно уменьшилась. Поведение параметра дебита аналогично представленным выше графикам, при этом дебит в среднем за 24 часа превышает заданный на 10-15 м³/сут.

Выполним оценку результатов оптимизации режимов работы скважины с УЭЦН по комплексному критерию (1). Из полученных данных видно, что при применении нейросетевого оптимизатора энергетическая эффективность УЭЦН повышается ($K_{непр}=0,0254$; $K_{период}=0,0438$), а при применении оптимизатора периодического режима эффективность увеличивается в 1,8 раза по сравнению с оптимизатором непрерывного режима.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проведенного исследования разработан комплексный критерий для оценки энергетической эффективности скважины с установкой ЭЦН. Результаты моделирования с применением нейросетевой модели

скважины с УЭЦН и нейросетевым оптимизатором непрерывного и периодического режимов показали повышение энергетической эффективности скважины с установкой ЭЦН на различных режимах работы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Оптимизация режимов электропотребления нефтедобывающей скважины на основе машинного обучения / Петровичев А.Б., Ромодин А.В., Даденков Д.А., Шмидт И.А., Семенов А.С., Лузянин Д.Ю., Южаков В.И. // Электротехника. 2025. № 11. С. 9-16.
- [2] Оптимизация режимов эксплуатации добывающих скважин в комплексе с инженерным подходом, программированием и методами машинного обучения / Р.М. Амерханов, А.Х. Гилязов, А.А. Дьяконов [и др.] // Нефтяное хозяйство. 2024. № 8. С. 94-99.
- [3] Аскарова А.А. Периодический и автоматический режим работы скважины, оборудованной установкой электроцентробежных насосов // Нанотехнологии: наука и производство. 2024. № 5. С. 26-32.
- [4] Использование искусственной нейронной сети в электромеханической системе регулирования скорости двигателя постоянного тока / Шмидт И.А., Даденков Д.А. // Электротехника. 2024. № 11. С. 26-32.