

**АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАСХОДА
ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В ТРУБОПРОВОДНОМ ТРАНСПОРТЕ НЕФТИ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Шаммазов А.М., Козачук Б.А.

Уфимский государственный нефтяной технический университет

Габдрахманова Н.Т.

Российский университет дружбы народов, г. Москва

Шириажданова Л.Ф.

*ОАО «СЗМН», г. Казань
email: Shililiya@yandex.ru*

Работа посвящена прогнозированию расхода электроэнергии в период планирования режимов работы магистральных нефтепроводов. Разработаны подходы и алгоритм построения математической модели на основе реальных данных эксплуатации магистрального нефтепровода.

Ключевые слова: нефтепровод, перекачка, прогнозирование, расход электроэнергии, нейронные сети

Широкое использование вычислительной техники, автоматизация и телемеханизация объектов нефтепроводных систем позволяет не только управлять ими, но и сохранять в памяти историю изменения их состояния. Измерения технологических параметров (давление, объем перекачки нефти, вязкость и плотность нефти при температуре перекачки, расход электроэнергии) упорядочены во времени и несут в себе большой объем информации для специалиста.

В настоящее время, собранная статистическая информация используется при решении производственных вопросов, однако методы обработки этой информации основаны главным образом на несложных детерминированных арифметических операциях. Необходимость обработки большого объема числовых данных и возрастание требований к качеству принимаемых решений с одной стороны, бурное развитие новых мощных информационных технологий с другой стороны, требуют разработки новых подходов и методов решения поставленных задач.

В данной статье, излагаются разработанные авторами подходы и алгоритм построения математической модели прогнозирования расхода электроэнергии в нефтепроводном транспорте на T шагов вперед, приводятся результаты моделиро-

вания. Отметим, что все решения и изложение материала осуществлены по нормализованным по формуле (1) реальным данным одного технологического участка нефтепровода.

Решается следующая задача. Задан нефтепровод (рис. 1), для которого перекачка нефти от резервуарного парка ЛПДС «А» до резервуарного парка конечного пункта является законченным технологическим процессом. В этих условиях расход электроэнергии определяется для нефтепровода в целом с учетом всех объектов и фиксируется ежечасно для каждого насоса. В блоке качества нефти, расположенном на участке технологического трубопровода между резервуарным парком и опорной нефтенасосной ЛПДС «А», ведется измерение реологических свойств нефти. На конечном пункте предусмотрена система измерения количества нефти, перекачиваемой по нефтепроводу.

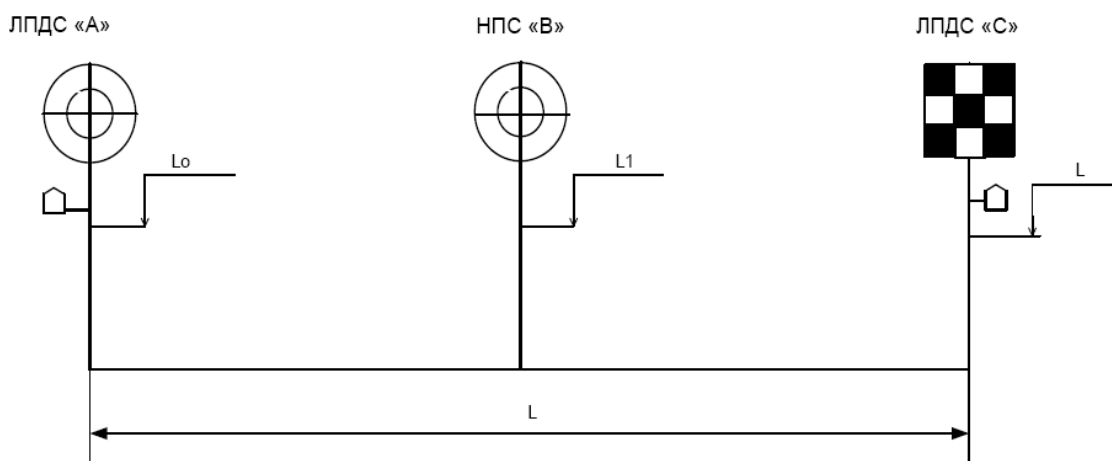


Рисунок 1. Схематическое изображение нефтепровода

Необходимо, по имеющимся данным за N прошлых периодов составить прогнозный план ежесуточного расхода электроэнергии на T шагов вперед. При этом прогноз необходимо осуществить с некоторой заданной точностью H .

Для решения задачи предлагается использовать разработанную авторами математическую модель на основе нейронных сетей. Основные этапы решения поставленной задачи схематично представлены на рис. 2.

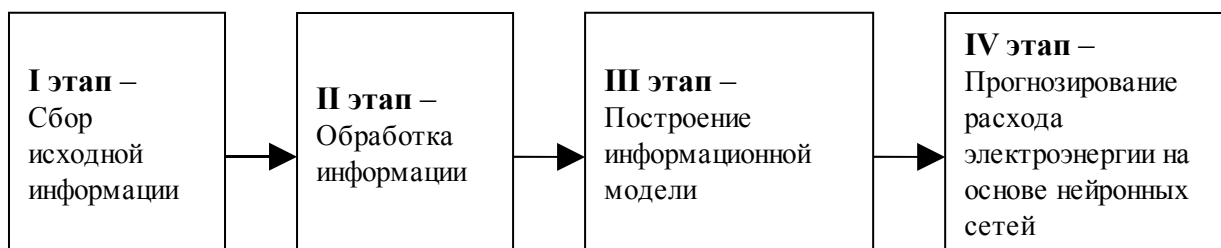


Рисунок 2. Схема планирования расхода электроэнергии в нефтепроводном транспорте

Алгоритм построения математической модели прогнозирования расхода электроэнергии на T шагов вперед является итерационным. Блок-схема разработанного алгоритма представлена на рис. 3. Рассмотрим основные подзадачи каждого блока.

На этапе сбора информации (**блок 1**) на основе имеющейся базы данных наблюдений экспертно производится отбор показателей, влияющих на расход электроэнергии при перекачке нефти по магистральному нефтепроводу.

Все показатели, влияющие на перекачку нефти можно разбить на два класса: те, которые остаются постоянными и те, которые изменяются во времени.

Показатели, характеризующие нефтепроводную систему и расположенное на ней оборудование (длины участков, раскладка труб по трассе, разность отметок высот начала и конца участков, паспортные характеристики основного и вспомогательного оборудования и т.д.), являются относительно постоянными величинами и остаются неизменными в течение больших промежутков времени. К основным изменяющимся показателям относятся: объем перекачиваемой нефти, плотность и вязкость нефти при температуре перекачки, наличие товарной емкости в резервуарном парке (РП), число отказов оборудования и объектов, проявляющиеся в нарушении плановой работы. Первыми тремя перечисленными основными показателями эксперты руководствуются при формировании план-графика работы магистрального нефтепровода и прогнозирования расхода электроэнергии на месяц с разбивкой по суткам [1].

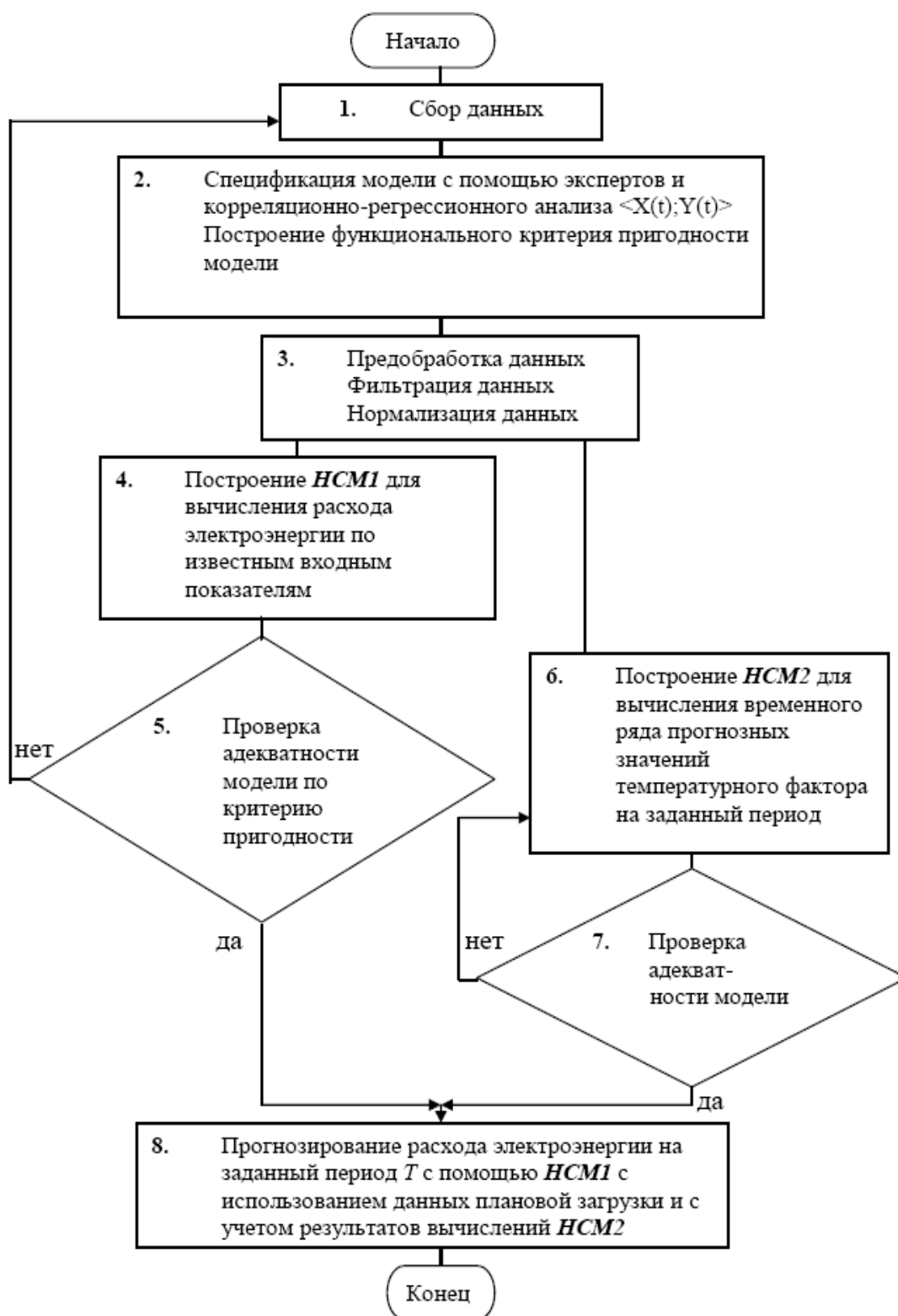


Рисунок 3. Блок-схема алгоритма построения математической модели планирования расхода электроэнергии

В блоке 2 по сформированной выборке входных и выходных показателей выявляются объективные и устойчивые связи между потреблением электроэнергии и характеристиками трубопровода и перекачиваемой нефти. Методы, используемые для обработки информации, подробно рассмотрены в [2].

Также здесь строятся функциональные критерии для оценки достоверности модели. Функциональные критерии должны обеспечить требования заказчика и нормативные положения. При изменении последних вид функционала может быть изменён.

В блоке 3 решается задача предобработки данных. Предварительно необходимо исключить или скорректировать «ошибки эксперимента». Далее осуществляется выбор формул нормировки и нормировка всех данных.

Общий принцип нормировки данных для построения нейросетевых моделей состоит в максимизации энтропии входов и выходов. Рассмотрим произвольную компоненту нормированных (предобработанных) данных: \tilde{x}_i . Среднее количество информации, приносимой каждым примером \tilde{x}_i^α , равно энтропии распределения значений этой компоненты $H(\tilde{x}_i)$. Если эти значения сосредоточены в относительно небольшой области единичного интервала, информационное содержание такой компоненты мало. Напротив, если значения переменной \tilde{x}_i^α равномерно распределены в единичном интервале, информация такой переменной максимальна. Для нашей задачи выбрана нормировка, использующая статистические характеристики данных, такие как выборочное среднее и дисперсия:

$$\begin{aligned}\tilde{x}_i &= \frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i}, \\ \bar{x}_i &\equiv \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N x_i^\alpha, \\ \sigma_i^2 &\equiv \frac{1}{N-1} \sum_{\alpha=1}^N (x_i^\alpha - \bar{x}_i)^2\end{aligned}\tag{1}$$

где x_i – нормализуемое значение;

\bar{x}_i – среднее арифметическое распределения;

N – количество наблюдений;

σ_i – стандартное отклонение распределения.

В блоке 4 строятся информационные модели для вычисления суточного расхода электроэнергии.

Постановка подзадачи построения нейросетевой модели (НСМ1) для заданного магистрального нефтепровода.

На основе решений принятых в блоках 1 и 2 для построения НСМ1 выбраны следующие переменные моделирования.

Результирующая (выходная) переменная:

$W(t)$ – расход электроэнергии, (кВт·сут).

Объясняющие (входные) переменные:

v – вязкость нефти, (сСт);

ρ – плотность нефти, (кг/м³);

V – объем перекачиваемой нефти или производительность нефтепровода, (т);

δV – коэффициент использования резервуарной емкости.

Коэффициент использования резервуарной емкости введен для учета наличия нефти и свободной емкости РП ЛПДС «А», определяется как отношение объема нефти ($V_{мос}$) к общему объему РП ($V_{РП}$).

$$\delta V = \frac{V_{мос}}{V_{РП}}.$$

Расход электроэнергии W для магистрального нефтепровода функционально зависит от выбранных входных показателей, который может быть представлен зависимостью:

$$W(t) = f(\rho(t), v(t), V(t), \delta V(t)) + \xi, t \in T, \quad (2)$$

где f – неизвестная функция;

t – период времени;

ξ – ожидаемая ошибка, представляющая наше незнание зависимости между входными показателями и выходным показателем или “шум”.

Обозначим $\tilde{O}(t) = (\rho(t), v(t), V(t), \delta V(t))$ – вектор входных показателей. Из-за действия случайных факторов в системе и окружающей среде, переменные, влияющие на расход электроэнергии W , являются случайными. Пусть существует N реализаций случайного вектора $\{X(t)\}_{t=1}^N$ и соответствующее им множество

реализаций случайного вектора W , которое обозначим $\{W(t)\}_{t=1}^N$. Эти реализации (измерения) в совокупности составляют обучающую выборку для нейросетевой модели:

$$P = \{(\tilde{O}(t), W(t))\}_{t=1}^N, \quad (3)$$

Необходимо, по данным наблюдений (3) построить нейросетевое отображение, аппроксимирующую (2):

$$\hat{W}(t) = F(\tilde{O}(t), w), \quad (4)$$

где $F(\cdot, w)$ – оператор нейросетевого отображения.

Вид $F(\cdot)$ зависит от выбранной модельной структуры нейронной сети.

Основные результаты решения задачи для НСМ1.

При построении НСМ1 весь массив данных разбит на 3 массива: обучающая выборка, валидационная выборка, тестовая выборка. По данным обучающей и валидационной выборки построены НСМ1 с ранним остановом.

Для решения поставленной задачи авторы предлагают использовать нейронные сети типа многослойный персептрон (MLP), который обеспечивает аппроксимацию неизвестной функциональной взаимосвязи между входным и выходным вектором по данным наблюдений. Нейросетевые модели на основе MLP обладают рядом свойств, необходимых для решения нашей задачи [3]: способностью к обобщению информации, способностью строить нелинейные отображения, являются адаптивными моделями.

Архитектурой НСМ1 является многослойный персептрон с двумя скрытыми слоями. Функция активации нейронов скрытого слоя – гиперболический тангенс; выходного слоя – линейная функция.

Алгоритм обучения: алгоритм обратного распространения ошибки. На рис. 4 и в табл. 1 представлены результаты обучения НСМ по данным обучающего массива и валидационного массива.

На рис. 5 и в табл. 2 представлены результаты тестирования построенной НСМ1.

Приведённые результаты свидетельствуют о хорошей степени аппроксимации.

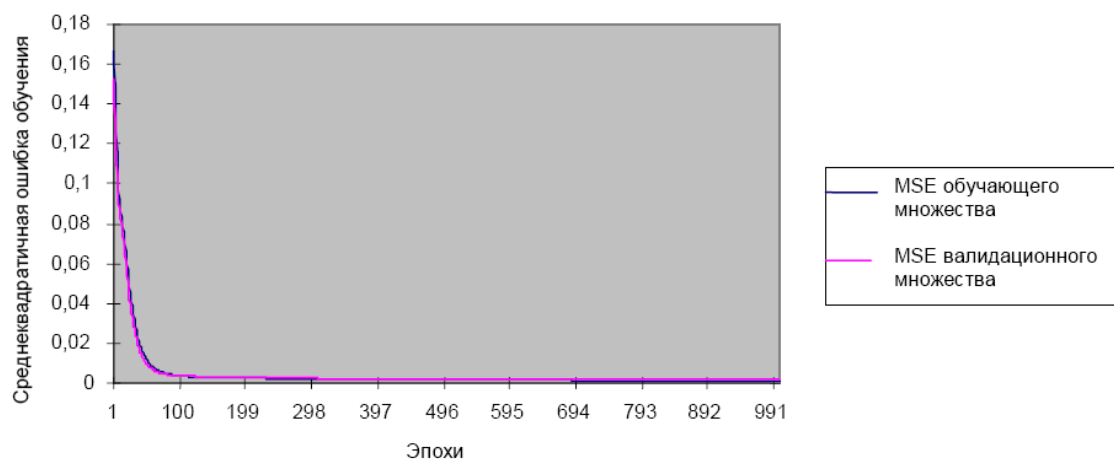


Рисунок 4. График зависимости среднеквадратической ошибки обучения (MSE) от числа эпох обучения

Таблица 1

Результаты обучения лучшей нейронной сети

Наименование	Обозначение	Обучение	Перекрестная проверка
Число эпох		1000	1000
Минимальная среднеквадратическая ошибка обучения	Minimum MSE	0,001165	0,001449
Финальная среднеквадратическая ошибка обучения	Final MSE	0,001165	0,001449

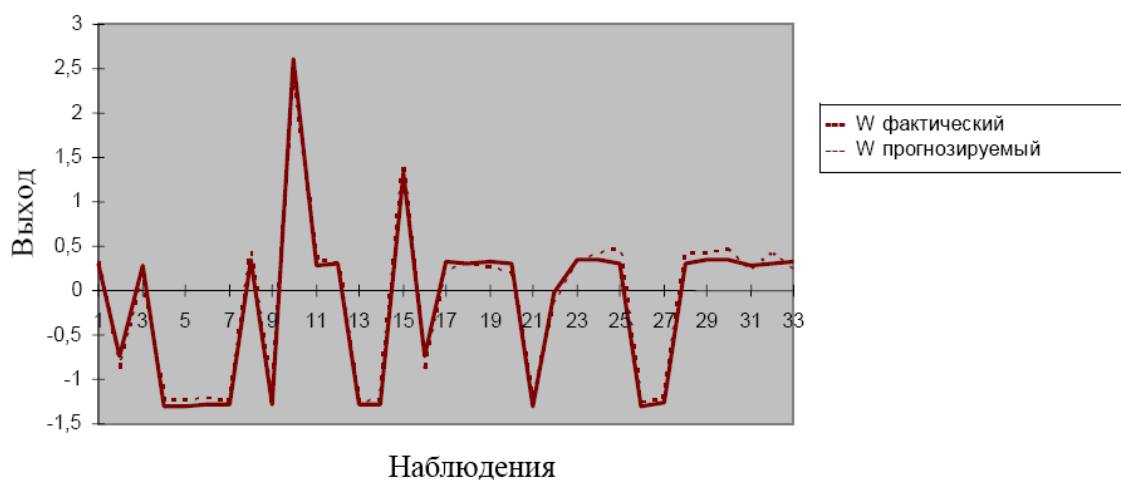


Рисунок 5. График результатов тестирования НСМ1

Таблица 2

Результаты тестирования *HSM1*

Наименование	Обозначение	<i>W</i>
Среднеквадратическая ошибка обучения	MSE	0,010729
Нормализованная среднеквадратическая ошибка обучения	NMSE	0,013018
Минимальная абсолютная ошибка обучения	Min Abs Error	0,00316
Максимальная абсолютная ошибка обучения	Max Abs Error	0,298512
Коэффициент корреляции между столбцом вычисленных и декларированных значений выходного параметра	<i>r</i>	0,993624

В блоке 6 решается задача построения временных рядов для реологических свойств перекачиваемой нефти с учетом температурных влияний среды на заданный прогнозный период *T*. Для решения этой задачи использовались рекуррентные нейросетевые модели. Результатом этих построений являются нейросетевые модели *HMC2*.

В блоках 5 и 7 осуществляется проверка достоверностей построенных нейросетевых моделей *HSM1*, *HSM2*.

В блоке 8 с помощью *HSM1* рассчитывается планируемый расход электроэнергии на заданный период *T*. При вычислении этих значений, на вход *HSM1* подается входной вектор сформированный из данных по планам перекачки и результатов вычисления *HSM2*.

Фрагмент результатов прогнозирования расхода электроэнергии для нормализованных данных представлен в табл. 3. Средняя ошибка прогноза для данных одного месяца составила 1 %, только для двух наблюдений ошибка равна 3 %.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что для прогнозирования расхода электроэнергии можно использовать нейросетевые технологии. Данные, используемые для построения *HSM*, должны быть представительными.

Таблица 3

Фрагмент результатов прогноза расхода электроэнергии

t	ρ	v	V	δV	W	\hat{W}	$\xi = \left \frac{W - \hat{W}}{W} \right \cdot 100\%$
1	0,3642	0,2227	0,1125	0,4252	0,3475	0,3509	1 %
2	1,1341	1,1652	-1,3552	-1,4237	1,2919	1,2666	2 %
3	1,3057	1,2332	0,9583	1,4148	-1,2745	1,2604	1 %
4	1,3057	1,2332	1,0274	-1,4687	-1,3038	-1,3050	0 %

Литература

1. Регламент разработки технологических карт, расчета режимов работы магистральных нефтепроводов ОАО «АК «Транснефть», Москва, 2008.

2. Шаммазов И.А., Козачук Б.А., Габдрахманова Н.Т., Шириязданова Л.Ф. Применение нейронных сетей для прогнозирования расхода электроэнергии при транспорте нефти // Проблемы сбора, подготовки и транспорта нефти и нефтепродуктов, 2009. №2 (76). С. 89-95.

3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. – М. Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с