

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СПОСОБА РЕАЛИЗАЦИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГНОЗИРОВАНИИ

**Т. И. Белых, А. В. Бурдуковская**

*Байкальский государственный университет, г. Иркутск, Российская Федерация*

### Информация о статье

Дата поступления

20 марта 2018 г.

Дата принятия к печати

14 августа 2018 г.

Дата онлайн-размещения

3 сентября 2018 г.

### Ключевые слова

Нефть; прогнозирование;  
искусственный интеллект;  
метод Хольта; временной ряд;  
нейронная сеть

### Аннотация

Важнейшим источником энергии для современного общества была и остается нефть и продукты ее переработки, и, следовательно, нельзя представить жизнь человечества ни в одной области его деятельности без этого ресурса. Энергетика, оборона, транспорт, сельское хозяйство, бытовые нужды населения, экономика страны находятся в прямой зависимости от нефти и цены на нее. В частности, для России она играет особо важную роль, так как на ее долю приходится основная часть доходов государства. Поэтому прогнозирование цен на нефть является первостепенной задачей. Целью написания данной статьи является прогнозирование цен на этот ресурс на апрель — август 2018 г. на основе использования нейросетевой модели как одного из способов реализации искусственного интеллекта и метода Хольта. В качестве объекта прогнозирования выбираются непосредственно цены на нефть, а в роли предмета выступает их динамика. Выбор объекта и предмета прогнозирования обуславливается тем, что цена на нефть является одним из основных факторов, влияющих на состояние и темп развития отечественной экономики, и прежде всего ВВП. Ценообразование многих сортов нефти определяется ценой эталонной марки нефти Brent, в том числе стоимость трех из пяти российских экспортных марок — Urals, Siberian Light и REBCO.

## ONE OF THE WAYS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IMPLEMENTATION IN FORECASTING

**Tatiana I. Belych, Anna V. Burdukovskaya**

*Baikal State University, Irkutsk, the Russian Federation*

### Article info

Received

March 20, 2018

Accepted

August 14, 2018

Available online

September 3, 2018

### Keywords

Oil; forecasting; artificial  
intelligence; Holt technique;  
temporal series; neural network

### Abstract

Oil and its refinery products have always been the most important source of energy for modern society, and, therefore, one cannot imagine the life of mankind in any field of its activity without this resource. Energy, military defense, transport, agriculture, domestic needs of the population, the economy of the country are directly dependent on oil and its prices, it plays an extremely important role for Russia in particular, since it is the main revenue item for the state, therefore, forecasting oil prices is a primary task. The purpose of the article is to forecast the prices for this resource for April-August 2018 on the basis of the neural network model use as one of the ways to implement artificial intelligence. Oil prices have been chosen as the object of forecasting, and the subject is the dynamics of oil prices. The choice of the object and the subject of forecasting was conditioned by the fact that the price of oil is one of the main factors affecting the state and pace of development of the domestic economy, and primarily GDP. The pricing of many types of oil is determined by the price of the Brent crude oil reference mark, including the cost of three out of five Russian export brands: Urals, Siberian Light and REBCO, calculated on the basis of Brent prices.

Исследования в области прогнозирования цен на нефть представляют интерес для большого числа ученых, использующих разные способы и методы прогнозирования. Ни один из предложенных в настоящее время методов не является универсальным и, как следствие, обладает какими-либо недостатками. Исходя из этого остается актуальным вопрос о продолжении проведения изысканий в этой сфере для использования такого метода прогнозирования, который бы приближал цель исследования к реальности и позволил бы прогнозировать цены на нефть в условиях динамично меняющегося мира.

Большинство современных исследователей в этой области пытаются определить факторы, формирующие цены на нефть, которые, как правило, подразделяются на внешние, экзогенные (например, политические, общеэкономические, метеорологические и др.), и внутренние, эндогенные (различные технологии, биржевые игры, анализ изменчивости цены и др.).

К одним из самых влияющих факторов относят состояние и темпы развития мировой экономики (ВВП, НТР), запасы нефти и стоимость альтернативных источников энергии. Не менее важно учитывать реформирование институциональной среды в нефтяном секторе и изменения в нефтяном законодательстве, а также уровень запасов нефти в бункерах и хранилищах, изменение валютных курсов и многое другое [1; 2].

Большой интерес вызывает и сравнение потребления нефти и продуктов ее переработки в развивающихся странах, которые из-за быстрого роста производства увеличивают ее потребление, и в странах с развитой экономикой, все больше переходящих на экологически чистые энергоресурсы, такие как гидроэнергия, энергия солнца и ветра, атомных электростанций [3].

При прогнозировании цен на нефть предлагаются различные методы построения моделей, например VAR, VECM, ARIMA-GARCH, ARFIMA-GARCH и ARFIMA-FIGARCH, в результате использования которых показывается, что значительная доля движения цен на нефть объясняется информацией, представленной на рынке нефтяных фьючерсов (цены одно-, двух-, трех- и четырехмесячных фьючерсных контрактов) [4].

В данной статье рассматриваются такие инструменты для прогнозирования, как способ реализации искусственного интеллекта — нейронные сети и метод Хольта, на основе данных о ценах на нефть марки Brent, которая является эталонной маркой

нефти, добываемой в Северном море (месторождение открыто в 1970 г.) [5]. При этом используется информация по ценам на нефть в период с февраля 1986 по февраль 2018 г. (количество наблюдений — 385).

Искусственные нейронные сети по своей природе напоминают работу человеческого мозга. Благодаря этому сходству наблюдается неуклонное повышение интереса к ним в самых различных областях — политике, медицине, финансовой, военной и других сферах, имеющих дело с неполной, неточной и не поддающейся анализу информацией, они вошли в практику всюду, где нужно решать задачи прогнозирования, классификации или управления [6].

Одним из наиболее интересных приложений нейронных сетей в последнее время стали задачи финансовой деятельности, одной из которых является прогнозирование финансовых временных рядов — курса валют, котировок акций и спроса на них и т. д. [7].

При выборе объекта прогнозирования необходимо определить переменные для анализа и предсказания, принимая во внимание требуемый уровень детализации, на который влияет множество факторов: точность и доступность данных, степень заинтересованности и предпочтения пользователей в анализе результатов прогнозирования.

Существенное воздействие на прогнозирующую систему, разрабатываемую для решения поставленной задачи, оказывает как обучающая выборка, так и точность прогноза.

При решении задачи прогнозирования с применением нейронных сетей чаще всего используют подход, основанный на аппроксимации функции, так как нейронные сети являются одним из лучших инструментов для этого [7; 8].

В вышеупомянутом подходе настраиваемые параметры сети описываются некоторой функцией, представленной входными и выходными векторами обучающего множества. Данный подход применяется в задачах прогнозирования, в которых каждому конкретному входному вектору, заданному входными параметрами нейронной сети, соответствует конкретное значение прогнозируемого вектора, заданного выходными параметрами нейронной сети.

Алгоритм решения задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей может быть представлен в следующем виде:

1. Определяется смысловое содержание координат входного вектора, вобравшего всю информацию, необходимую для решения задачи.

2. Выходной вектор выбирается исходя из того, что его координаты должны содержать полный ответ на поставленный вопрос.

3. В нейронах (функция активации) выбирается вид нелинейности с учетом специфики задачи, что позволяет сократить время обучения.

4. Выбирается число слоев и нейронов в слое (к сожалению, рецептов для этого не предусмотрено), но чем больше количество нейронов и слоев, тем шире возможности сети, тем медленнее она обучается и работает и тем более нелинейной может быть зависимость вход-выход.

5. Задается диапазон изменения входов и выходов, весовых коэффициентов, пороговых уровней, при этом учитывается множество значений выбранной функции активации.

6. Задаются начальные значения весов, пороговых уровней и др., причем они не должны быть большими, чтобы нейроны не оказались в насыщении (на горизонтальном участке функции активации), в противном случае обучение будет медленным. Они не должны быть и слишком малыми, чтобы выходы большей части нейронов не были равны нулю, иначе обучение замедлится.

7. Подбираются параметры сети, т. е. проводится обучение, с тем чтобы задача решалась оптимально.

8. На вход сети подаются условия задачи в виде входного вектора, затем находится выходной вектор, который является решением поставленной задачи.

Описанный алгоритм используется для расчета прогноза цены на нефть марки Brent.

Визуальный анализ динамики временного ряда цен на нефть показывает, что можно выделить два периода: первый — с 1 февраля 1986 г. по 1 ноября 2007 г., когда изменение цены проходило инерционно, без резких скачков или подъемов, второй — с конца 2007 г., в котором наблюдается сложная динамика: имеют место значительные спады и подъемы. Максимальный подъем приходится на 1 июля 2008 г.: цена составила 133,05 дол., наблюдаются два резких спада — 1 декабря 2008 г. (41,58 дол.) и 1 января 2016 г. (30,80 дол.) (рис. 1).

На рынке программных продуктов существует огромное количество нейропакетов, различающихся своими возможностями в зависимости от области приложения. Наиболее часто используемым в социально-экономической сфере является Alyuda NeuroIntelligence фирмы Alyuda Research [7; 8]. Этот пакет применяется в данном исследовании для создания и обучения сети с целью прогнозирования цены на нефть, потому что обладает рядом преимуществ по сравнению с другими: бесплатная версия программы на определенное время, удобный и понятный интерфейс пользователя, сопроводительная техническая документация.

При краткосрочном прогнозировании предполагается, что на цену текущего месяца оказывает влияние цена предыдущего месяца. Выявить наличие такой связи помогает подсчет коэффициента корреляции, значение которого, равное 0,991 488, свидетельствует о сильной коррелированности уровней временного ряда. Построение авторегрессионной модели первого порядка

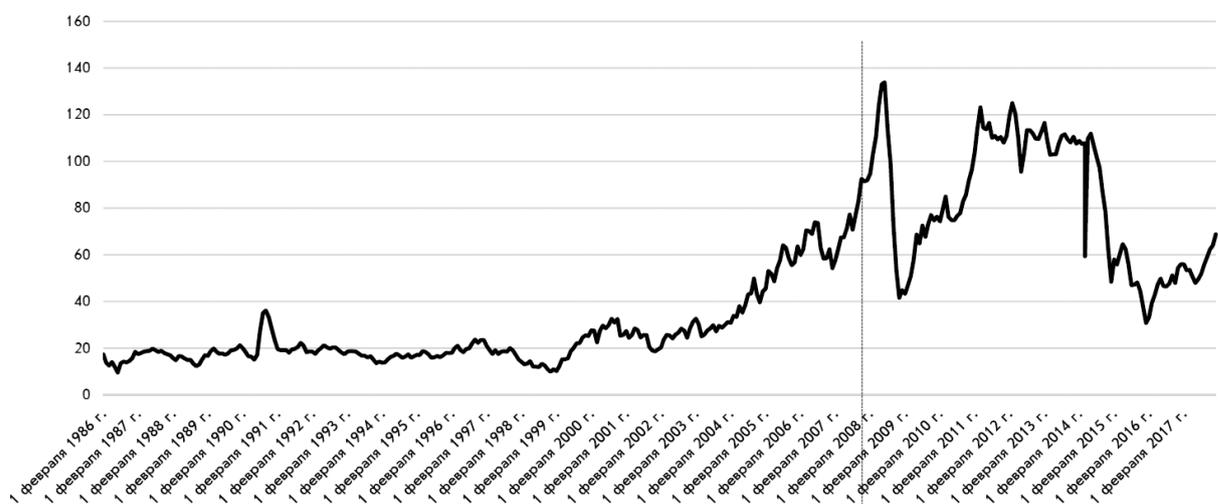


Рис. 1. Динамика цен на нефть, дол.<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Подписи на оси категорий заканчиваются 1 февраля 2017 г., а не 1 января 2018 г. в связи с большим объемом выборки, поэтому размеры диаграммы не позволяют вывести все данные.

$$y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t, t = \overline{1, n}$$

подтверждает этот результат, так как значение коэффициента детерминации составляет 0,993 849 и показывает, что 99,38 % вариативности цены текущего месяца определяется влиянием цены предшествующего месяца (рис. 2).

Для построения сети используется топология персептрона с обратным распространением ошибки, когда на вход подается цена предыдущего месяца. Такая сеть способна аппроксимировать любую непрерывную функцию со сколь угодно высокой точностью. В качестве функции активации выбирается экспоненциальная сигмоида (логистическая функция Ферми), которая часто применяется при работе с многослойными персептронами и имеет вид

$$f(t) = \frac{1}{1 + e^{-at}}$$

параметр  $\alpha$  определяет крутизну сигмоиды, гладкость кривой позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки, сделав его применимым на практике [7; 8].

Обучение ведется до тех пор, пока значение Network Error не начнет снижаться, причем было обучено несколько десятков сетей, архитектура которых показывает количество нейронов в каждом слое, например 1-15-7-1 означает, что нейронная сеть имеет два скрытых слоя с 15 нейронами в первом и семью во втором, а входной и выходной слои содержат по одному.

Известно, что увеличение количества нейронов на слое улучшает качество обучения сети, но при этом с ростом сложности архитектуры существенно увеличивается время обучения, что может привести к ее переобученности [7; 8].

Анализ результатов обучения и тестирования нейросетей позволяет выбрать сеть с архитектурой 2-7-1 для краткосрочного прогнозирования цены на нефть на 1 марта 2018 г. (рис. 3). На вход обученной сети было подано значение цены на первое число предыдущего месяца — 66,39, прогнозная цена получилась равной 64,99, тогда как реальная цена составила 64,52. Следовательно, построенная нейронная сеть достаточно хорошо аппроксимирует исследуемый временной ряд и может быть использована для получения краткосрочного прогноза.

#### Вывод итогов

Регрессионная статистика	
Множественный R	0,996 92
R-квадрат	0,993 849
Нормированный R-квадрат	0,991 225
Стандартная ошибка	4,329 278
Наблюдения	382

#### Дисперсионный анализ

	df	SS	MS	F	Значимость	
					F	
Регрессия	1	1 153 834	1 153 834	61 561,92		0
Остаток	381	7 140,95	18,742 65			
Итого	382	1 160 974				

	Коэффициенты	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Нижние 95 %	Верхние 95 %	Нижние 95,0 %	Верхние 95,0 %
Y-пересечение	0	#Н/д	#Н/д	#Н/д	#Н/д	#Н/д	#Н/д	#Н/д
Переменная X1	0,995 291	0,004 011	248,116 7	0	0,987 404	1,003 179	0,987 404	1,003 179

Рис. 2. Результаты построения модели авторегрессии первого порядка

Architecture Search										
ID	Architecture	# of Weights	Fitness	Train Error	Validation Error	Test Error	AIC	Correlation	R-Squared	Stop Reason
1	[2-1-1]	5	0,220087	3,570116	3,167682	4,543651	-1104,901699	0,986921	0,973799	All iterations done
<b>2</b>	<b>[2-7-1]</b>	<b>29</b>	<b>0,293636</b>	<b>2,567322</b>	<b>2,513396</b>	<b>3,405575</b>	<b>-1142,632783</b>	<b>0,993069</b>	<b>0,986032</b>	<b>All iterations done</b>
3	[2-4-1]	17	0,238058	3,410865	3,22438	4,200657	-1092,766121	0,988518	0,976813	All iterations done
4	[2-5-1]	21	0,288544	2,628609	2,732168	3,465676	-1152,498955	0,993373	0,986652	All iterations done
5	[2-6-1]	25	0,291296	2,591993	2,860265	3,432933	-1148,146168	0,993646	0,987282	All iterations done

Рис. 3. Результаты обучения и тестирования нейросетей

Рассмотрим применение нейронных сетей для среднесрочного прогнозирования. Поставим задачу получения цен на нефть на апрель — август 2018 г. Так как ранее в модели авторегрессии было показано, что уровни временного ряда сильно коррелированы, естественно предположить, что цена последующего месяца определяется ценами предшествующих месяцев. Это предположение подтверждает расчет коэффициентов корреляции Спирмена (табл. 1).

Таблица 1  
Значения коэффициентов корреляции Спирмена

$t-1$	0,999 238
$t-2$	0,993 295
$t-3$	0,996 269
$t-4$	0,994 645
$t-5$	0,994 133
$t-6$	0,994 165

По результатам расчетов, представленных в табл. 1, можно сделать вывод о том, что цены на нефть в текущем месяце и пяти предшествующих сильно коррелированы, исходя из этого при обучении сети на вход подавались цены за предыдущих пять месяцев. Наилучшие результаты показа-

ла сеть 5-7-10-1 (рис. 4). Обученная сеть использовалась для расчета прогнозов на апрель — август 2018 г. С этой целью на вход подавался прогноз, выданный на предыдущем шаге (табл. 2).

Таблица 2  
Расчет прогнозов, полученных с помощью построенной нейронной сети

Период упреждения	Точечный прогноз	Нижняя граница	Верхняя граница
1 апреля 2018 г.	73,5	65,75	81,18
1 мая 2018 г.	77,0	69,33	84,76
1 июня 2018 г.	80,6	72,91	88,34
1 июля 2018 г.	84,2	76,48	91,91
1 августа 2018 г.	87,8	80,06	95,49

Большой объем выборки для визуальной иллюстрации полученных прогнозов (использовались данные с 1 февраля 2017 г.) позволил построить диаграмму (рис. 5), которая наглядно демонстрирует отличное качество рассчитанных прогнозов методом искусственного интеллекта (нейронные сети). Успех использования этого инструмента определяется навыками и опытом экспертов, необходимых для выбора топологии сети, метода обучения.

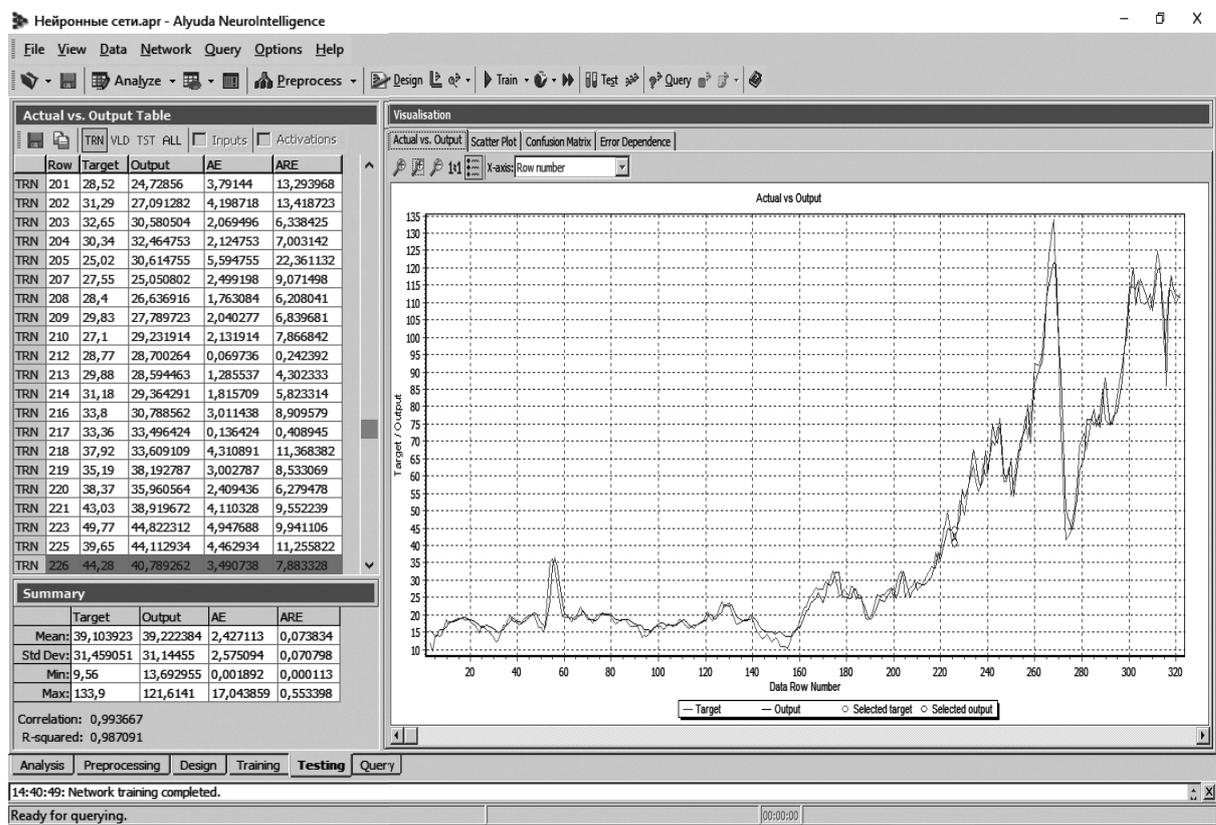


Рис. 4. Результат обучения сети для среднесрочного прогноза

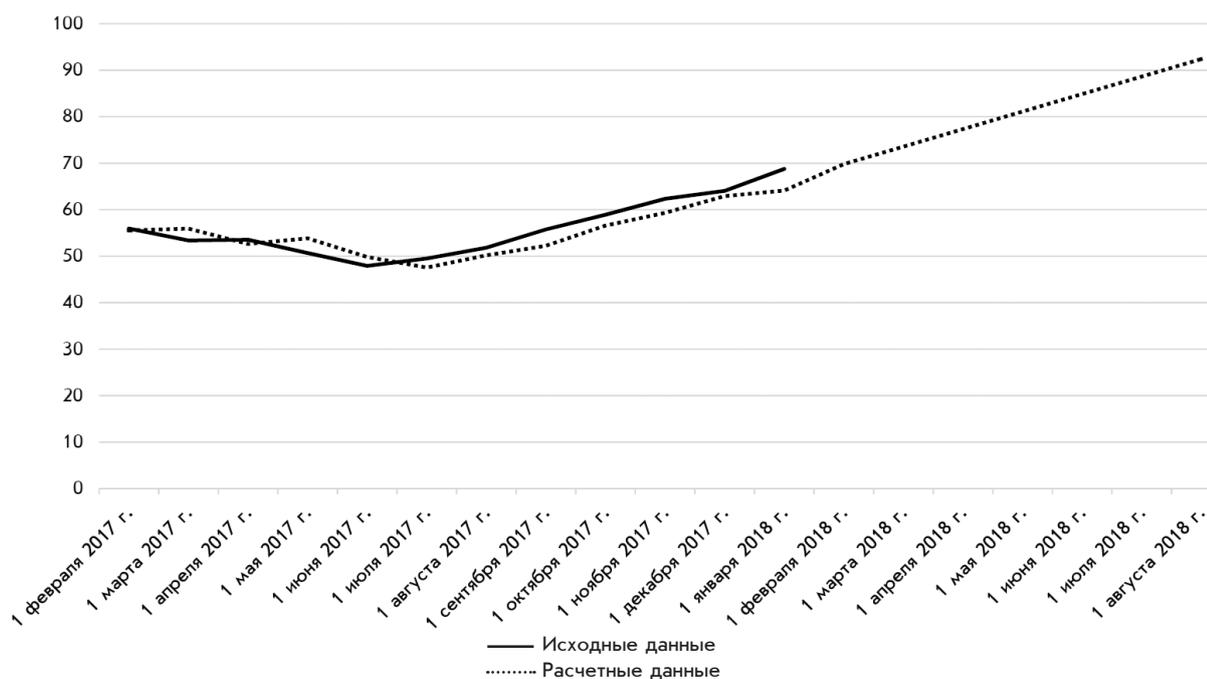


Рис. 5. Прогнозы, полученные с помощью нейронной сети, и исходные данные

И в качестве второго метода прогнозирования временного ряда рассматривается метод Хольта, который используется в случае, когда временной ряд имеет тенденцию к росту или падению. Для прогнозирования вместе с оценкой текущего уровня ряда выделяется тренд, при этом для управления уровнями и наклоном вводятся два коэффициента сглаживания — коэффициент сглаживания уровней ряда  $\alpha$  и тренда  $\beta$ . Особенностью данного метода является то, что вычисление текущего значения экспоненциально взвешенного среднего  $L_t$  включает в себя вычисление прошлого показателя роста  $T_{t-1}$ , адаптируясь таким образом к предыдущему значению тренда. Математическая модель Хольта представляется следующей системой уравнений:

$$\begin{aligned} L_t &= \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} - T_{t-1}); \\ T_t &= \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}; \\ y_{t+1} &= L_t + T_t; \\ \alpha, \beta &\in (0, 1), \end{aligned}$$

где  $L_t$  — сглаженная величина на текущий период;  $\alpha, \beta$  — коэффициенты сглаживания ряда;  $y_t$  — текущие значения ряда;  $L_{t-1}$  — сглаженная величина за предыдущий период;  $T_{t-1}$  — значение тренда за предыдущий период.

После проведения расчетов по методу Хольта можно построить график для сопоставления исходных и расчетных уровней временного ряда, который показывает почти полное совпадение рассматриваемых значений, что подтверждается и формальным анализом полученных числовых характеристик (рис. 6).

Прежде чем переходить к анализу результатов по методу Хольта для прогнозирования цен на нефть, проверим наличие тенденции в исследуемом процессе с помощью критерия серий и в случае положительного результата выделим тренд. Расчеты показали справедливость указанных ниже неравенств:

$$\begin{aligned} K(n) = 9 &< [3,3 (\lg(n) + 1)] = 11; \\ V(n) = 199 &> \left[ \frac{1}{2} (n + 1 - 1,96\sqrt{n-1}) \right] = 173. \end{aligned}$$

Следовательно, принимается гипотеза о случайном характере отклонений уровней временного ряда от тренда, т. е. модель признается адекватной, что подтверждается значениями коэффициента детерминации  $R^2$ , равного 0,998 3, средней ошибкой аппроксимации, составляющей 5 %, точностью прогноза — 0,989.

Проанализировав все преимущества модели Хольта, строим точечный и интервальный прогнозы на среднесрочную перспективу (на пять месяцев вперед) (табл. 3).

Таблица 3

Расчет прогнозов, полученных с помощью метода Хольта

Период упреждения	Точечный прогноз	Нижняя граница	Верхняя граница
1 апреля 2018 г.	77,3	69,21	85,46
1 мая 2018 г.	81,1	72,98	89,22
1 июня 2018 г.	84,9	76,74	92,98
1 июля 2018 г.	88,6	80,51	96,75
1 августа 2018 г.	92,4	84,27	100,51

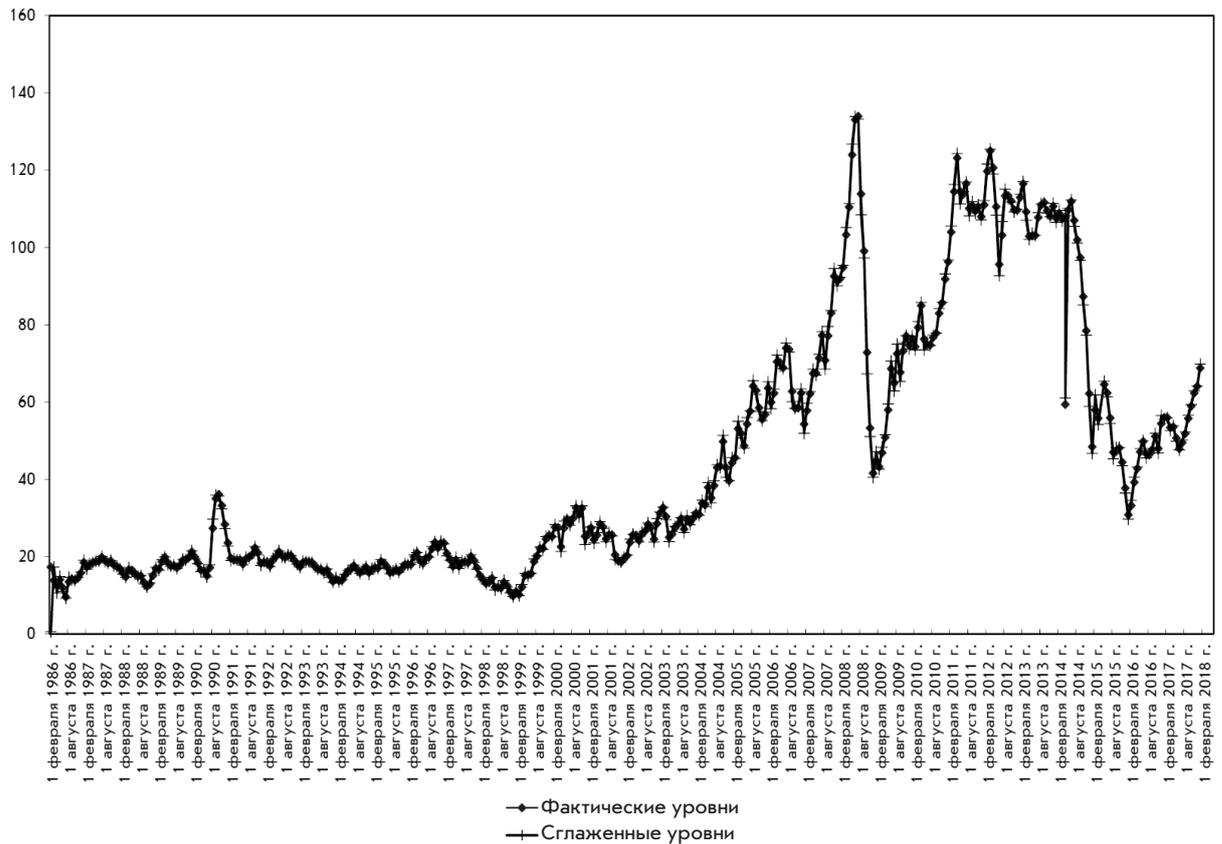


Рис. 6. Результат метода Хольта для среднесрочного прогноза

Гипотеза об эквивалентности построенных моделей (нейронная сеть, Хольта) с использованием их стандартных ошибок подтвердилась.

Возникает вопрос, есть ли необходимость в кратко- и среднесрочных прогнозах цены на нефть, поскольку известно, что достижение точных знаний о будущих колебаниях нефтяных котировок невозможно. Рассмотрение данного вопроса интересно и с точки зрения влияния этого фактора на ВВП в связи с тем, что в РФ на нефтегазовый сектор приходится приблизительно одна треть ВВП страны и две трети экспорта этого ресурса [9].

В одной из своих статей авторы описывают динамику ВВП в зависимости от факторов численности занятых и основных фондов с помощью линейной модели множественной регрессии [10]. В продолжение исследова-

ния в этом направлении в модель включается дополнительный фактор — среднегодовые цены на нефть в период с 2000 по 2018 г.

Результаты построенной новой модели показывают статистическую значимость введенного фактора, при этом доля его влияния на результирующий, составляющая 18 %, оказывается значительно ниже по сравнению с долей основных фондов — 74 %, но существенно выше чем доля такого фактора, как население, — 8 %. С учетом этого можно сделать вывод о том, что зависимость отечественной экономики от влияния конъюнктуры нефтяного рынка несколько преувеличена, поэтому в дальнейшем рекомендуется снижать нефтяную зависимость национальной экономики и повышать долю отраслей, выпускающих продукцию с высокой добавленной стоимостью.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Брагинский О. Б. Цены на нефть: история, прогноз, влияние на экономику / О. Б. Брагинский // Российский химический журнал. — 2008. — Т. 52, № 6. — С. 25–36.
2. Дзюба Д. Г. Рынок нефти: значение спекулянтов возросло / Д. Г. Дзюба // Мировая энергетика. — 2008. — № 3. — С. 66–76.
3. Coppolla A. Forecasting oil price movements: Exploiting the information in the futures market / A. Coppolla // The Journal of Futures Markets. — 2008. — Vol. 28, № 1. — P. 34–56.
4. Kang S. H. Modeling and forecasting the volatility of petroleum futures prices / S. H. Kang, S. Yoon // Energy Economics. — 2013. — № 36. — P. 354–362.
5. Русецкая Г. Д. Экономика природных ресурсов и защиты окружающей среды в нефтегазовом комплексе : учеб. пособие / Г. Д. Русецкая. — Иркутск : Изд-во БГУ, 2016. — 104 с.

6. Хитрова Т. И. Модификация маркетинговой информационной системы на основе интеллектуальных компонент / Т. И. Хитрова, Д. В. Черников // *Baikal Research Journal*. — 2015. — Т. 6, № 4. — DOI: 10.17150/2411-6262.2015.6(4).19. — Режим доступа: <http://brj-bguer.ru/reader/article.aspx?id=20275>.

7. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории / А. И. Галушкин. — М. : Горячая линия-Телеком, 2010. — 496 с.

8. Москалев Н. С. Виды архитектур нейронных сетей / Н. С. Москалев // *Молодой ученый*. — 2016. — № 29. — С. 30–34.

9. Матвеев С. В. Прогнозирование цен на нефть при помощи нейросетевой модели / С. В. Матвеев, О. В. Есипова // *Молодой ученый*. — 2014. — № 20. — С. 337–340.

10. Белых Т. И. Применение производственных функций в прогнозировании / Т. И. Белых, А. В. Бурдуковская // *Baikal Research Journal*. — 2015. — Т. 6, № 4. — DOI: 10.17150/2411-6262.2015.6(4).20. — Режим доступа: <http://brj-bguer.ru/reader/article.aspx?id=20276>.

## REFERENCES

1. Braginsky O. B. Crude oil prices: retrospective, forecast and influence on the economy. *Rossiiskii khimicheskii zhurnal = Russian chemical journal*, 2008, vol. 52, no. 6, pp. 25–36. (In Russian).

2. Dzyuba D. G. The oil market: the traders' significance has grown up. *Mirovaya energetika = World power industry*, 2008, no. 3, pp. 66–76. (In Russian).

3. Coppolla A. Forecasting oil price movements: Exploiting the information in the futures market. *The Journal of Futures Markets*, 2008, vol. 28, no. 1, pp. 34–56.

4. Kang S. H., Yoon S. Modeling and forecasting the volatility of petroleum futures prices. *Energy Economics*, 2013, no. 36, pp. 354–362.

5. Rusetskaya G. D. *Ekonomika prirodnikh resursov i zashchity okruzhayushchei sredy v neftegazovom komplekse* [Economics of natural resources and environment protection in oil and gas sector]. Irkutsk, Baikal State University Publ., 2016. 104 p.

6. Khitrova T. I., Chernikov D. V. Modification of marketing information system on the basis of intellectual components. *Baikal Research Journal*, 2015, vol. 6, no. 4. DOI: 10.17150/2411-6262.2015.6(4).19. Available at: <http://brj-bguer.ru/reader/article.aspx?id=20275>. (In Russian).

7. Galushkin A. I. *Neironnye seti: osnovy teorii* [Neural networks: theory foundations]. Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2010. 496 p.

8. Moskaev N. S. Neural networks architecture types. *Molodoi uchenyi = Young Scientist*, 2016, no. 29, pp. 30–34. (In Russian).

9. Matveev S. V., Esipova O. V. Oil prices forecasting with the use of neural networks model. *Molodoi uchenyi = Young Scientist*, 2014, no. 20, pp. 337–340. (In Russian).

10. Belych T. I., Burdukovskaya A. V. Application of production functions in forecasting. *Baikal Research Journal*, 2015, vol. 6, no. 4. DOI: 10.17150/2411-6262.2015.6(4).20. Available at: <http://brj-bguer.ru/reader/article.aspx?id=20276>. (In Russian).

## Информация об авторах

**Белых Татьяна Ивановна** — кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информатики и кибернетики, Байкальский государственный университет, 664003, г. Иркутск, ул. Ленина, 11, e-mail: [bti\\_baikal@mail.ru](mailto:bti_baikal@mail.ru).

**Бурдуковская Анна Валерьевна** — кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информатики и кибернетики, Байкальский государственный университет, 664003, г. Иркутск, ул. Ленина, 11, e-mail: [buran\\_baikal@mail.ru](mailto:buran_baikal@mail.ru).

## Для цитирования

Белых Т. И. Использование способа реализации искусственного интеллекта в прогнозировании / Т. И. Белых, А. В. Бурдуковская // *Известия Байкальского государственного университета*. — 2018. — Т. 28, № 3. — С. 500–507. — DOI: 10.17150/2500-2759.2018.28(3).500-507.

## Authors

**Tatiana I. Belych** — Ph.D. in Physics and Mathematics, Associate Professor, Department of Computer Science and Cybernetics, Baikal State University, 11 Lenin St., 664003, Irkutsk, the Russian Federation, e-mail: [bti\\_baikal@mail.ru](mailto:bti_baikal@mail.ru).

**Anna V. Burdukovskaya** — Ph.D. in Physics and Mathematics, Associate Professor, Department of Computer Science and Cybernetics, Baikal State University, 11 Lenin St., 664003, Irkutsk, the Russian Federation, e-mail: [buran\\_baikal@mail.ru](mailto:buran_baikal@mail.ru).

## For Citation

Belych T. I., Burdukovskaya A. V. One of the Ways of Artificial Intelligence Implementation in Forecasting. *Izvestiya Baykal'skogo gosudarstvennogo universiteta = Bulletin of Baikal State University*, 2018, vol. 28, no. 3, pp. 500–507. DOI: 10.17150/2500-2759.2018.28(3).500-507. (In Russian).