

УДК 681.5

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДСТВА НЕФТЕПРОДУКТОВ С УЧЕТОМ СЕЗОННОСТИ НА ОСНОВЕ АВТОРЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ

Тугашова Лариса Геннадьевна¹,
tugashowa.agni@yandex.ru

Затонский Андрей Владимирович²,
zhenon@narod.ru

¹ Альметьевский государственный нефтяной институт,
Россия, 423450, г. Альметьевск, ул. Ленина, 2.

² Пермский национальный исследовательский политехнический университет – Березниковский филиал,
Россия, 618404, г. Березники, ул. Тельмана, 7.

Актуальность. Автомобильный бензин, дизельное топливо и другие нефтепродукты отличаются сезонностью потребления, способом транспортировки, территорией реализации. Изменение спроса на нефтепродукты под влиянием названных факторов приводит к изменению ассортимента и объемов производства различных видов топлива. В связи с этим актуальной задачей является планирование производства нефтепродуктов. Предложено решать задачу прогнозирования выработки нефтепродуктов с помощью авторегрессионных моделей с учетом фактора сезонности.

Цель: разработка и выбор по критериям адекватности математических моделей, пригодных для прогнозирования выработки светлых нефтепродуктов.

Объекты: процесс выработки нефтепродуктов. Модели построены по данным единой межведомственной информационно-статистической системы.

Методы исследования основаны на использовании методов математического и имитационного моделирования

Результаты. Проведен обзор методов моделирования временных рядов производства и потребления топливно-энергетических ресурсов. Выполнено сравнение различных математических моделей прогнозирования выработки автомобильного бензина на примере Приволжского федерального округа. Разработаны модели, отличающиеся учетом сезонной компоненты и видом тренда. Предложено использование мультипликативной модели, содержащей тренд в виде линейной, авторегрессионной, авторегрессионно-степенной модели с вычислением индекса сезонности. Выявлено, что лучшие результаты по критерию средней относительной погрешности получены с применением модели с авторегрессионно-степенным трендом. Показана работоспособность полученной модели на примере федеральных округов РФ для оценки выработки автомобильного бензина и дизельного топлива. Результаты исследований получены с применением программного пакета Matlab. Выполнен постпрогноз выработки топлив по предлагаемой модели со средней относительной погрешностью, не превышающей 11 %.

Ключевые слова: Нефтепродукт, мультипликативная модель, выработка, динамический ряд, индекс сезонности, показатели качества.

Введение

Одной из актуальных проблем современной нефтеперерабатывающей промышленности является повышение качества основных видов нефтепродуктов, увеличение выхода светлых нефтепродуктов и, следовательно, экономической эффективности их производства. Решение перечисленных проблем возможно за счет модернизации технологии нефтеперерабатывающих установок, а также путем создания высокоэффективных систем контроля и управления процессами нефтепереработки, систем прогнозирования параметров [1].

Вопросы анализа и прогнозирования показателей, определяющих состояние нефтепереработки Российской Федерации (РФ) и отдельных регионов, рассмотрены во многих работах. Например, в статье [2] проведен анализ состояния переработки нефти в России по регионам и компаниям, представлена структура и динамика транспортировки нефти и нефтепродуктов на экспорт по способам и направлениям поставок. В статье [3] представлены основные предпосылки внедрения систем прогнозирования спроса на

нефтепродукты в РФ, в том числе с применением автоматизированной системы Demand Management, применяемой в нефтяных компаниях западных стран. В работе [4] производятся прогнозные расчеты для российских нефтеперерабатывающих заводов (НПЗ), которые осуществляются в «Модели анализа и прогнозирования нефтеперерабатывающей промышленности Российской Федерации (РФ)» (МАПНПП). МАПНПП является статической имитационной моделью, симулирующей работу НПЗ РФ и состоит из двух блоков: балансового и экономического. Балансовый блок представляет собой совокупность сводных материальных балансов основных НПЗ РФ, сгруппированных по территориальному принципу (федеральным округам (ФО)).

Ассортимент и объемы производства различных видов топлива определяются структурой транспортного парка, требованиями ГОСТ, технических регламентов. В 2017 г. доля объема производства бензина класса 5 в РФ достигла 98 %. В структуре производства дизельного топлива (ДТ) преобладает летнее ДТ, в 2017 г. его доля составила 75 %. Если зимние, межсезонные и арктические дизели практически все вы-

пускаются в соответствии с требованиями класса 5, то в летнем ДТ 12 % – это так называемые «дизели вне классов» [5]. В 2018 г. существенных изменений в структуре производства не произошло.

Такие нефтепродукты, как автомобильный бензин, дизельное топливо и другие, отличаются сезонностью потребления, ценой, территорией реализации, способом транспортировки. Изменение спроса на нефтепродукты под влиянием перечисленных факторов приводит к изменению ассортимента и объемов производства продукции, выпускаемой предприятиями нефтеперерабатывающей промышленности. В связи с этим важной задачей является планирование производства различных видов нефтепродуктов.

В работе предлагается решать задачу прогнозирования выработки нефтепродуктов применением моделей с учетом сезонности. Инструментом решения поставленной задачи выбран программный пакет *Matlab*.

С целью выяснения закономерностей изменения выработки продуктов нефтепереработки использованы методы моделирования временных рядов. Известны следующие методы моделирования временных рядов: *MA* (*moving average*, модель скользящего среднего), экспоненциальное сглаживание, метод Хольта, *ARIMA* (*autoregressive integrated moving average*, проинтегрированная модель авторегрессии скользящего среднего), модель Бокса–Дженкинса (*Box–Jenkins*), регрессионные многофакторные модели, методы искусственного интеллекта (искусственные нейронные сети, кластерный анализ, метод опорных векторов (*SVM*, *Support vector machines*)), методы экспертных оценок (например, метод Дельфи [2]), фильтр Калмана [6], балансовые модели [4, 7] и другие.

В работах [8, 9] предложено применение нейронных сетей к прогнозированию добычи нефти. С использованием данных нефтяного месторождения в [8] показана возможность прогнозирования с помощью методологии *HONN* (*higher-order neural network*) со средней относительной погрешностью 13,86 и 15,13 % в двух случаях проведенных исследований. Следует отметить, что при применении нейронных сетей для обучения сети требуются большие массивы данных и затраты времени.

В [10] излагается получение модели Бокса–Дженкинса для краткосрочного прогнозирования временных рядов в добыче природного газа и сырой нефти. В работе [11] рассмотрена модель *ARIMA*. Для построения адекватных моделей требуется большое число наблюдений, что не всегда доступно.

В ряде работ предлагаются гибридные методы. Например, в статье [12] рассмотрено прогнозирование временных рядов производства бензина и дизельного топлива с использованием нечетких правил «если–то» на основе нечеткой кластеризации временных рядов и дифференциального энтропийного подхода. В работе [13] предложено прогнозирование выработки электроэнергии методом *SVM* с применением алгоритма *PSO* (*Particle Swarm Optimization*, метод оптимизации роя частиц). Гибридные модели на основе метода *SSA* (*Singular Spectrum Analysis*, сингулярный

спектральный анализ), модели *ARIMA* и искусственных нейронных сетей приведены в [14]. Перечисленные методы позволяют выполнять прогнозы с высокой точностью, но отличаются усложнением алгоритмов и вычислительными затратами.

В [15, 16] для прогнозирования качества нефтепродуктов предложены линейные многофакторные регрессионные модели. В статье [17] приведен метод прогнозирования спроса на нефтепродукты, основанный на сочетании корреляционного, факторного, технико-экономического и эконометрического анализа. В этом случае важной задачей при получении моделей достаточного качества является выбор факторов, влияющих на выходной параметр, и типа связи переменных.

В [18, 19] динамика добычи нефти определяется суммой логистических кривых (кривыми Хабберта). Коэффициенты подбираются под тип кривой, метод не является адаптивным и малопригоден для прогнозирования объемов производства нефтепродуктов.

Метод Хольта, предложенный для прогнозирования объемов производства нефтепродуктов [20], является адаптивным методом экспоненциального сглаживания с двумя настроечными параметрами в диапазоне от 0 до 1. Значения настроечных параметров влияют на точность модели и определяются в результате решения оптимизационной задачи. В случае применения модели Хольта не учитывается сезонная составляющая.

На рис. 1 для примера приведены временные ряды, характеризующие динамику выработки летнего дизельного топлива экологического класса К5. Как видно из рис. 1, выработка топлива по каждому федеральному округу характеризуется периодами со схожей динамикой. Временные ряды выработки дизельного топлива за 2017–2018 гг. содержат сезонную составляющую. Если проанализировать статистические данные выработки различных нефтепродуктов в РФ за 2013–2018 гг. [21, 22], то можно наблюдать наличие сезонной компоненты по выработке дизельного топлива, автомобильных бензинов, других видов топлива.

Этапы моделирования и прогнозирования выработки нефтепродуктов и полученные результаты по ПФО

Авторами выполнен прогноз выработки нефтепродуктов с применением авторегрессионных моделей с сезонной составляющей. Этапы разработки таких моделей следующие:

- сглаживание временного ряда с помощью централизованной скользящей средней;
- оценка сезонной компоненты в виде индексов сезонности и их корректировка;
- исключение сезонной компоненты из исходного динамического ряда и построение уравнения тренда по уровням ряда без учета сезонности;
- расчет уровней динамического ряда с учетом индекса сезонности и определение остатков;
- оценка адекватности полученной модели;
- выполнение постпрогноза с помощью разработанной модели.

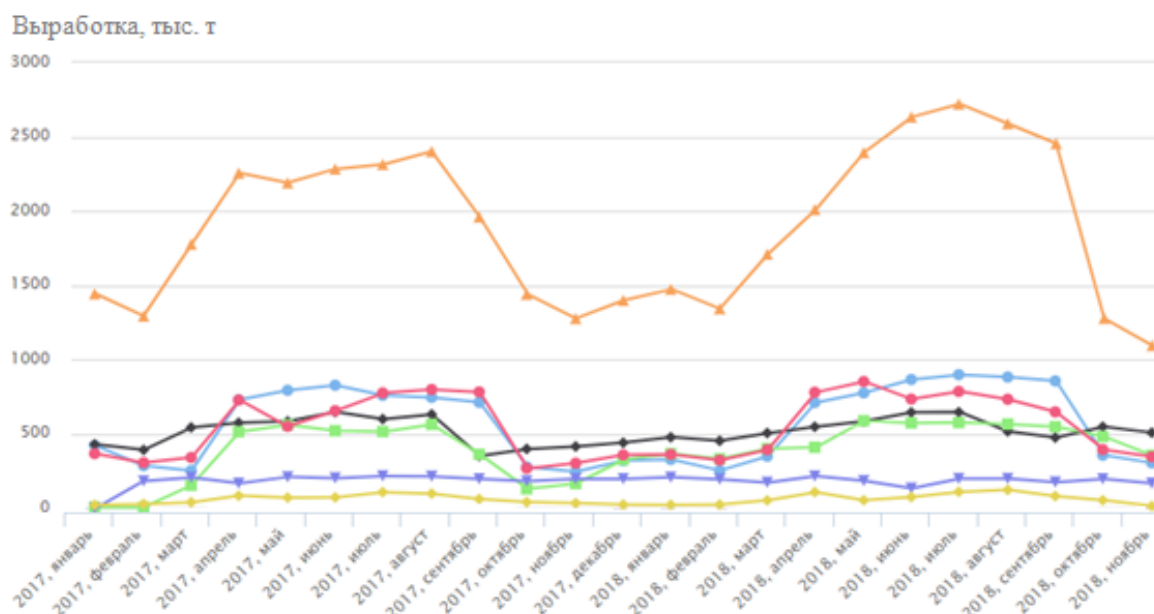


Рис. 1. Выработка летнего дизельного топлива класса К5 [21]: — Центральный ФО, — Северо-Западный ФО, — Южный ФО, — Приволжский ФО, — Уральский ФО, — Сибирский ФО, — Дальневосточный ФО

Fig. 1. Production of summer diesel fuel of K5 class [21]: — Central federal district (FD), — Northwestern FD, — Southern FD, — Volga FD, — Urals FD, — Siberian FD, — Far Eastern FD

В качестве исходных данных использовалась информация официальных сайтов Федеральной службы государственной статистики РФ [21] и единой межведомственной информационно-статистической системы (ЕМИСС) [22] за 2013–2018 гг. Вышеприведенные этапы разработки модели реализованы на примере статистических данных по автомобильному бензину К5 Приволжского федерального округа (ПФО) за 2013–2018 гг. При построении модели использовался период с июля 2013 г. по июнь 2018 г.

Так как изменение выработки происходит с постоянным размахом, применена мультипликативная модель временного ряда. Следует отметить, что со временем характер амплитуды может меняться.

Мультипликативная модель временного ряда выработки автомобильного бензина определена в виде произведения тренда и индексов сезонности:

$$\hat{Q} = \hat{T}_i \cdot Index \cdot \varepsilon, \quad (1)$$

где $\hat{T}_i$ – тренд; $Index$ – индекс сезонности; ε – остатки.

Алгоритм получения тренд-сезонной мультипликативной модели выработки для ПФО по формуле (1) состоит из следующих шагов.

1. Сглаживание временного ряда с помощью центрированной скользящей средней: нахождение скользящих средних по исходным уровням ряда, определение вычисленного значения к середине периода сглаживания, затем период сдвигается на одно значение и т. д. Для выравнивания уровней ряда динамики принят период сглаживания, равный двенадцати месяцам.
2. Оценка сезонной компоненты в виде индексов сезонности и их корректировка:

- нахождение отношения фактических значений к центрированной скользящей средней;
- определение среднего арифметического индекса сезонности и медианы за каждый месяц;
- корректировка путем умножения значения медианы на поправочный коэффициент (табл. 1).

Таблица 1. Определение индексов сезонности

Table 1. Determination of seasonality indices

Месяц Month	Медиана Median	Скорректированное значение медианы Adjusted value of the median
1	2	3
Январь/January	1,038	1,034
Февраль/February	0,8905	0,8868
Март/March	1,039	1,035
Апрель/April	0,9658	0,9618
Май/May	1,032	1,028
Июнь/June	1,002	0,9981
Июль/July	1,081	1,076
Август/August	1,115	1,111
Сентябрь/September	0,9771	0,9729
Октябрь/October	0,9225	0,9186
Ноябрь/November	0,9799	0,9758
Декабрь/December	1,007	1,003
Сумма/Sum total	12.05	12
Поправочный коэффициент Adjustment factor	0,9958	

Сумма индексов сезонности (столбец 3 табл. 1) равна двенадцати.

3. Исключение сезонной компоненты из исходного динамического ряда путем деления фактического значения выработки на индекс сезонности и построение уравнения тренда по уровням ряда без учета сезонности.

Тренд может быть представлен в виде следующих моделей:

- линейный тренд (LM) вида [23], коэффициенты которого a_0 , a_1 находятся методом наименьших квадратов (МНК):

$$\hat{T}_1(t_i) = a_0 + a_1 \cdot t_i, \quad (2)$$

где T_1 – выработка автомобильного бензина без учета сезонности, тыс. т; t – время, мес.; i – номер измерения.

- авторегрессионная модель AR (*AutoRegressive*) второго порядка ($AR2$) [24]:

$$\hat{T}_2(t_i) = a_0 + a_1 \cdot T_2(t_{i-1}) + a_2 \cdot T_2(t_{i-2}), \quad (3)$$

где T_2 – выработка автомобильного бензина без учета сезонности, тыс. т; коэффициенты a_i описывают влияние прошлых периодов на изменение текущего состояния.

- авторегрессионная модель с внешним фактором ARX (*Autoregressive with eXternal input*), которая дополнительно учитывает изменение фактора (в нашем случае это время), влияющего на зависимый параметр:

$$\hat{T}_3(t_i) = a_0 + a_1 \cdot T_3(t_{i-1}) + a_2 \cdot T_3(t_{i-2}) + a_3 \cdot t_i, \quad (4)$$

где T_3 – выработка автомобильного бензина по авторегрессионной модели с внешним фактором без учета сезонности, тыс. т; a_0 – a_3 – коэффициенты.

- сумма авторегрессионной модели второго порядка и степенной функции (авторегрессионно-степенная модель $AR2+EM$):

$$\hat{T}_4(t_i) = a_0 + a_1 \cdot T_4(t_{i-1}) + a_2 \cdot T_4(t_{i-2}) + a_3 \cdot t_i^{a_4}, \quad (5)$$

где a_4 – дополнительный настроечный параметр.

При вычислении коэффициентов в моделях трендовой составляющей (2) применялась функция *Matlab regress*, в зависимости (3) – функция *ar*, в (4) – *mldvide*, а в модели (5) – функция *fminsearch* [25].

С помощью функций *Matlab* выполнена идентификация параметров моделей (2)–(5). Рассчитанные коэффициенты приведены в табл. 2.

Таблица 2. Рассчитанные коэффициенты моделей тренда (2)–(5)

Table 2. Calculated coefficients of trend models (2)–(5)

Значения коэффициентов в модели Coefficient values in the model	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
LM	654,8	13,36	–	–	–
$AR2$	–	–1,371	0,3688	–	–
ARX	509,5	0,2224	0,02831	9,637	–
$AR2+EM$	155,1	–1,262	0,5015	6,549	0,8284

4. Расчет уровней динамического ряда с учетом индекса сезонности и определение остатков.

В табл. 3 для примера приведен фрагмент расчетных значений для модели с авторегрессионно-степенным трендом ($AR2+EM$).

Таблица 3. Расчет уровней ряда с учетом индекса сезонности и определение остатков

Table 3. Calculation of the levels of a number with the seasonality index and determination of residues

t , мес./mth	Q	$\hat{T}_4 \cdot Index$	$\varepsilon = \frac{Q}{\hat{T}_4 \cdot Index}$
	тыс. т · 10 ³ /thous. tn · 10 ³		
1	0,6737	0,6574	1,025
2	0,7177	0,6209	1,156
3	0,6585	0,6927	0,9506
4	0,7265	0,7338	0,9900
5	0,6981	0,7824	0,8922
6	0,6654	0,7126	0,9337
7	0,8544	0,7927	1,078
8	0,7952	0,7105	1,119
...	...	...	...

Значения тренда $\hat{T}_4$ определены путем подстановки найденных коэффициентов a_0 – a_4 в уравнение (5). По значениям исходного временного ряда Q , тренда $\hat{T}_4$ и индексов сезонности $Index$ определены остатки ε .

5. Оценка адекватности полученных моделей.

Для анализа качества полученных моделей определена средняя относительная погрешность аппроксимации ξ_{ap} .

При нахождении выработки автомобильного бензина по модели (1) в случае линейного тренда (2) средняя относительная погрешность составляет 6,8 %, в случае тренда в виде авторегрессионной модели (3) – 6,5 %. Если тренд представить в виде авторегрессионной модели с внешним фактором (формула 4), то средняя относительная погрешность модели выработки автомобильного бензина снижается до 6,2 %.

Для улучшения качества аппроксимации в модель тренда добавлен настроечный параметр a_4 (показатель степени). Для модели с трендом в виде формулы (5) средняя относительная погрешность аппроксимации равна 5,4 %.

Качество модели также определяется коэффициентом детерминации. Коэффициент детерминации показывает, насколько вообще реакция (выходной параметр) зависит только от выбранных факторов. С использованием результатов, часть которых для примера приведена в табл. 2, определен коэффициент детерминации [24]. Вычисленный коэффициент детерминации $R^2=0,8603$. Следовательно, полученная мультипликативная модель с учетом сезонности объясняет 86,03 % общей вариации уровней исходного динамического ряда. Эта модель применена для прогнозирования выработки топлива.

6. Для проверки возможности прогнозирования с помощью разработанной модели выполнен постпрогноз, то есть прогноз, выполняемый на полученной модели для прошлых периодов на основе известных данных.

Постпрогноз выработки автомобильного бензина К5 по ПФО на построенной модели на второе полугодие 2018 г. приведен в табл. 4. Точность постпрогноза

гноза ξ_{post} вычислена сравнением исходных значений и пост-значений за выбранный период.

Таблица 4. Постпрогноз выработки автомобильного бензина К5 на 6 месяцев 2018 г.

Table 4. Post forecast of production of K5 motor gasoline to 6 months of 2018

Показатели Indicators	Период выработки автомобильного бензина 2018 г. Period of production of motor gasoline in 2018					
	Июль July	Август August	Сентябрь September	Октябрь October	Ноябрь November	Декабрь December
$Q, 10^3 \text{ тыс. т}$ (10^3 thous. tn)	1457	1398	1112	1004	1304	1454
$\hat{Q}, 10^3 \text{ тыс. т}$ (10^3 thous. tn)	1629	1419	1238	955	1205	1446
$ Q_i - \hat{Q}_i , \text{ тыс. т}$ (thous. tn)	172	21	126	49	99	8
$\xi_{\text{post}}, \%$	11,81	1,502	11,33	4,880	7,592	0,5501
$\xi_{\text{post}}, \%$	6,277					

В табл. 4 приведены обозначения: Q – выработка автомобильного бензина (исходный временной ряд), тыс. т; $\hat{Q} = \hat{T}_4 \cdot \text{Index}$ – выработка автомобильного бензина, определенная по модели, тыс. т.

На рис. 2 приведен график выработки автомобильного бензина К5 по ПФО для случая, если в качестве тренда применяется авторегрессионно-степенная модель (формула 5).

Таким образом, средняя относительная погрешность постпрогноза составляет 6,277 %, что позволяет рекомендовать полученную модель для прогнозирования выработки топлива.

Оценка работоспособности полученной модели на примере федеральных округов и РФ

Для проверки работоспособности модели с использованием вышеприведенного алгоритма получения тренд-сезонной мультипликативной модели построены мультипликативные модели выработки ав-

томобильного бензина К5 для других федеральных округов и РФ.

На рис. 3 приведен график выработки автомобильного бензина К5 по Южному федеральному округу (ЮФО). С учетом найденных коэффициентов a_0 – a_4 (формула 5) получена следующая зависимость для тренда:

$$\hat{T}_4(t) = 54,71 - 0,9420 \cdot T_4(t-1) + 0,3538 \cdot T_4(t-2) + 0,003542 \cdot t^{2,356}.$$

Полученные значения индексов сезонности:

[1,102; 1,083; 1,065; 1,027; 0,9828; 1,039; 1,022; 0,9032; 0,9107; 0,8514; 0,9745; 1,041].

Показатели качества аппроксимации и постпрогноза выработки автомобильного бензина К5 по федеральным округам и РФ с горизонтом постпрогноза 6 месяцев приведены в табл. 5, 6.

Таблица 5. Показатели качества аппроксимации и постпрогноза выработки автомобильного бензина К5 по федеральным округам и РФ

Table 5. Indicators of quality of approximation and post forecast of K5 motor gasoline production by federal districts and the Russian Federation

Показатели Indicators	Федеральные округа и РФ Federal districts and the RF						
	СЗФО NWFD	ЦФО CFD	ЮФО SoutFD	ПФО VFD	СФО SibFD	ДВО FEFD	РФ RF
$\xi_{\text{post}}, \%$	8,2	7,0	6,1	5,4	5,5	5,9	3,1
R^2	0,7170	0,8253	0,7532	0,8603	0,7690	0,8022	0,7312
$\xi_{\text{post}}, \%$	10,71	9,276	7,08	6,3	7,054	7,924	4,345

В табл. 5, 6 приведены обозначения: СЗФО – Северо-Западный федеральный округ, ЦФО – Центральный федеральный округ, ЮФО – Южный федеральный округ, ПФО – федеральный округ, СФО – федеральный округ, ДВО – Дальневосточный федеральный округ. По Уральскому федеральному округу (УФО) из-за недостаточности исходных данных за выбранный период расчет не выполнялся.



Рис. 2. Мультипликативная модель выработки автомобильного бензина К5 ПФО в виде произведения тренда (T_4) и индексов сезонности (Index)

Fig. 2. Multiplicative model of K5 motor gasoline production in Volga Federal District (VFD) as a product of the trend (T_4) and seasonality indices (Index)

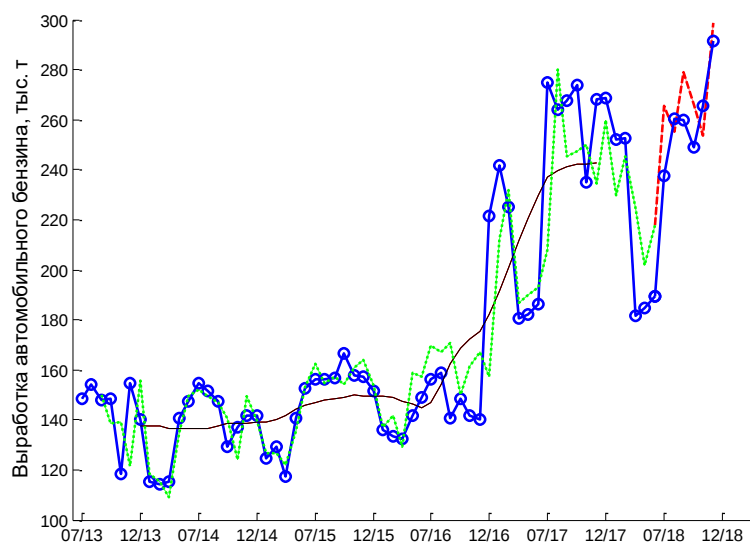


Рис. 3. Мультипликативная модель выработки автомобильного бензина К5 ЮФО в виде произведения тренда (T_4) и индексов сезонности (Index)

Fig. 3. Multiplicative model of K5 automobile gasoline production in South Federal District (SFD) as a product of the trend (T_4) and seasonality indices (Index)

Таблица 6. Абсолютные и относительные показатели отклонений постпрогноза на 6 месяцев 2018 г.

Table 6. Absolute and relative indicators of post-forecast deviations for 6 months of 2018

ФО FD	Показатели Indicators	Период выработки автомобильного бензина 2018 г. Period of production of motor gasoline in 2018					
		Июль July	Август August	Сентябрь September	Октябрь October	Ноябрь November	Декабрь December
СЗФО/NWFD	Δ , тыс. т/thous. tn	8,616	45,96	33,97	20,43	11,63	14,32
	ξ_{post} , %	3,723	22,69	15,47	9,116	4,688	5,62
ЦФО/CFD	Δ , тыс. т/thous. tn	35,74	83,53	36,86	58,91	39,65	139,16
	ξ_{post} , %	4,792	11,61	5,246	8,671	5,99	22,12
ЮФО/SoutFD	Δ , тыс. т/thous. tn	35,27	5,1752	21,68	17,95	16,14	10,08
	ξ_{post} , %	15,31	1,988	8,401	7,212	6,058	3,486
СФО/SibFD	Δ , тыс. т/thous. tn	36,41	97,57	18,75	67,72	43,47	5,046
	ξ_{post} , %	5,262	16,73	3,348	12,24	7,636	0,7680
ДВО/FEFD	Δ , тыс. т/thous. tn	4,041	2,072	14,94	9,319	18,08	2,999
	ξ_{post} , %	3,896	1,968	14,19	8,606	16,48	2,533
РФ/RF	Δ , тыс. т/thous. tn	210,9	400,8	23,15	14,88	208,8	34,95
	ξ_{post} , %	5,871	1,996	0,7046	0,4498	6,191	0,9416

Проверка работоспособности модели осуществлена применительно к другим видам топлива, для чего были определены новые значения коэффициентов в модели (5) и значения индексов сезонности и выбран другой горизонт постпрогноза. По статистическим данным за 2013–2017 г. (60 значений) получена модель выработки дизельного топлива в РФ и федеральных округах в виде произведения тренда T_4 (формула 5) и индексов сезонности. Горизонт постпрогноза принимаем равным одному году (2018 г.).

На рис. 4 приведен график выработки дизельного топлива РФ. С учетом найденных коэффициентов a_0 – a_4 получена следующая зависимость для тренда:

$$\hat{T}_4(t) = 2,583 \cdot 10^3 - 0,3755 \cdot T_4(t-1) - 0,2106 \cdot T_4(t-2) + 0,6513 \cdot t^{1,213}.$$

Получены следующие значения индексов сезонности: [1,054; 0,9659; 1,029; 0,9498; 0,9869; 0,9983; 1,021; 1,043; 0,9533; 0,9385; 0,9895; 1,073].

Средняя относительная погрешность аппроксимации составила 1,9 %, коэффициент детерминации равен 0,7724, что говорит об адекватности полученной модели. Средняя относительная погрешность постпрогноза на 2018 г. (для 12 значений) составила 2,629 %, модель пригодна для прогнозирования.

На рис. 5 приведен график выработки дизельного топлива по СЗФО. Получена следующая зависимость для тренда мультипликативной модели:

$$\hat{T}_4(t) = 336,2 - 0,7070 \cdot T_4(t-1) + 0,2575 \cdot T_4(t-2) + 0,002435 \cdot t^{1,721}.$$

Найденные значения индексов сезонности:

[1,095; 1,030; 1,109; 1,087; 1,061; 1,019; 0,8739; 0,9214; 0,8590; 0,8841; 0,9970; 1,065].

Полученные показатели качества моделей выработки дизельного топлива по РФ, СЗФО и другим федеральным округам РФ приведены в табл. 7, 8.

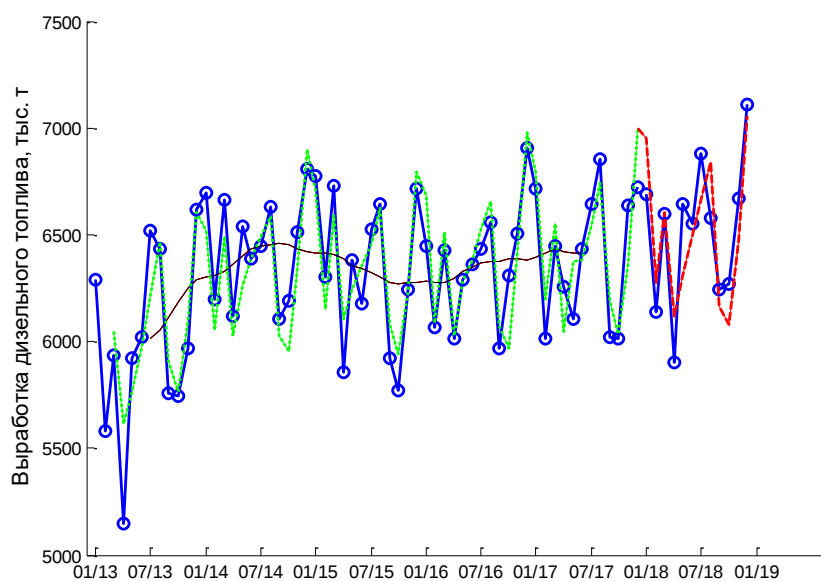


Рис. 4. Модель выработки дизельного топлива РФ

Fig. 4. Model of diesel fuel production in the Russian Federation

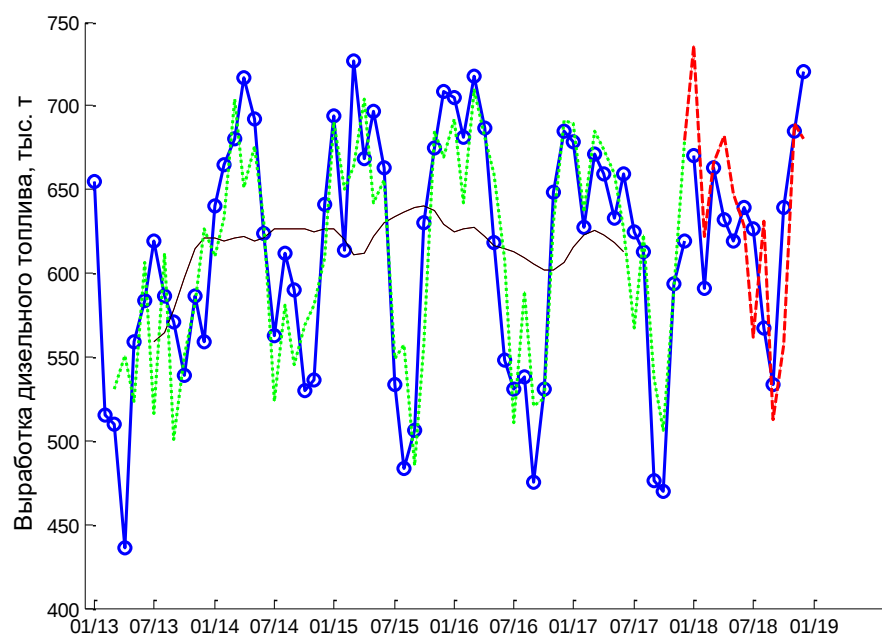


Рис. 5. Модель выработки дизельного топлива по СЗФО

Fig. 5. Model output of diesel fuel in the NWFD

Таблица 7. Показатели качества аппроксимации и постпрогноза выработки дизельного топлива по федеральным округам и РФ

Table 7. Quality indicators of approximation and post forecast of diesel fuel production by federal districts and the Russian Federation

Показатели Indicators	Федеральные округа и РФ Federal districts and RF						
	СЗФО NWFD	ЮФО SoutFD	ПФО VFD	УФО UFD	СФО SibFD	ДВО FEFD	РФ RF
ξ_{apx} , %	6,7	5,9	3,0173	6,1	5,1	7,1	1,9
R^2	0,6876	0,9383	0,7242	0,8708	0,6502	0,5496	0,7724
ξ_{post} , %	7,358	6,207	4,722	8,520	6,643	9,643	2,629

Результаты, приведенные в табл. 5–8, показывают работоспособность полученной модели.

Выводы

По статистическим данным по выработке автомобильного бензина класса К5 и дизельного топлива за 5 лет на примере федеральных округов РФ построены математические модели временного ряда выработки и выполнена оценка качества моделирования и прогнозирования с помощью моделей с сезонной составляющей.

В результате проведенного исследования выявлено, что лучшими качествами аппроксимации и прогнозирования обладает мультипликативная сезонная модель, содержащая тренд в виде суммы авторегрессионной модели второго порядка и степенной функции. Авторегрессионная составляющая обеспечивает наличие связи между текущим уровнем ряда и уров-

нем ряда, сдвинутым на два временных периода, а степенная составляющая учитывает нелинейность тренда, сезонные изменения корректируются индексами сезонности. Несложная в реализации и не требующая значительных вычислительных затрат, полу-

ченная модель позволяет учитывать изменяющиеся во времени условия и обеспечивает достаточную точность прогноза. Средняя относительная погрешность построения по ФО не превышает 11 %, по РФ – не более 5 %.

Таблица 8. Абсолютные и относительные показатели отклонений постпрогноза на 12 месяцев 2018 г.

Table 8. Absolute and relative indicators of post-forecast deviations for 12 months of 2018

ФО FD	Показатели Indicators	Период выработки дизельного топлива 2018 г. Period of diesel fuel production in 2018											
		Январь January	Февраль February	Март March	Апрель April	Май May	Июнь June	Июль July	Август August	Сентябрь September	Октябрь October	Ноябрь November	Декабрь December
СЗФО NWFD	Δ , тыс. т/1000 t	80,09	31,78	3,231	55,47	40,27	19,24	68,07	69,46	31,04	96,81	6,27	45,55
	ξ_{post} , %	12,08	5,381	0,487	8,783	6,572	3,011	10,87	12,28	5,820	15,13	0,919	6,288
ЮФО SoutFD	Δ , тыс. т/1000 t	173,4	23,31	24,73	54,88	16,25	42,84	42,68	49,40	16,70	93,93	27,06	25,61
	ξ_{post} , %	23,59	3,312	3,109	7,644	2,091	4,940	4,745	5,591	1,948	10,30	3,154	2,838
ПФО VFD	Δ , тыс. т/1000 t	41,91	10,01	29,46	173,3	148,6	196,1	115,9	40,74	287,3	57,30	129,6	203,6
	ξ_{post} , %	1,558	0,406	1,125	7,745	5,719	7,219	4,111	1,512	11,04	2,492	4,806	6,914
УФО UFD	Δ , тыс. т/1000 t	10,61	32,61	8,857	16,41	14,29	38,92	63,57	81,83	9,065	28,05	27,03	5,289
	ξ_{post} , %	2,801	10,33	2,618	4,711	4,236	13,54	21,92	26,19	2,836	7,849	9,080	1,632
СФО SibFD	Δ , тыс. т/1000 t	83,51	23,71	2,829	1,041	175,2	110,6	25,69	77,46	74,62	25,68	115,1	67,19
	ξ_{post} , %	8,349	2,665	0,297	0,113	16,81	11,25	2,468	7,897	8,877	2,762	11,79	6,296
ДВО FEFD	Δ , тыс. т/1000 t	11,35	26,94	17,43	28,11	15,43	65,25	4,281	13,34	8,003	31,24	14,16	9,322
	ξ_{post} , %	4,960	13,94	8,103	17,15	8,685	33,53	1,627	5,659	2,948	13,20	5,751	3,554
РФ RF	Δ , тыс. т/1000 t	258,7	137,1	10,11	212,6	335,1	52,48	213,7	266,8	82,31	190,2	188,6	51,18
	ξ_{post} , %	3,866	2,115	0,158	3,277	5,177	0,811	3,285	4,081	1,244	2,893	2,823	0,720

По статистическим данным построены модели выработки автомобильного бензина и дизельного топлива в РФ. Средняя относительная погрешность постпрогноза выработки автобензина за второе полугодие 2018 г. составила 4,345 %. Средняя относительная погрешность постпрогноза выработки дизельного топлива за 2018 г. составила 2,629 %. Средние относительные погрешности постпрогноза по обоим типам топлива по РФ ниже, чем по федеральным округам, потому что чем больше, инерционнее прогнозируемая система, тем меньше случайные вариации факторов (включая неизвестные) влияют на ее поведение.

Значения коэффициентов детерминации по федеральным округам и РФ отличаются незначительно, это говорит о том, что характер влияния факторов в РФ и ФО одинаковый. То есть в федеральных округах нет каких-то особых, «эндемичных» факторов для каждого округа.

Прогноз выработки дизельного топлива в РФ на 2019 г., выполненный с помощью авторегрессионно-степенной модели с сезонной составляющей, показывает увеличение показателя на 2705 тыс. т (3,457 %) по сравнению с 2018 г.

Модели подобной структуры могут применяться для задач планирования выработки нефтепродуктов и формирования стратегии развития производства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дмитриевский Б.С., Затонский А.В., Тугашова Л.Г. Задача управления процессом ректификации нефти и метод ее решения // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2018. – Т. 329. – № 2. – С. 136–145.
2. Динамика внутреннего потребления и экспорта нефти и нефтепродуктов в России / Л.В. Эдер, И.В. Филимонова, И.В. Проворная, М.В. Мишенин // Экологический вестник России. – 2018. – № 2. – С. 1–9.
3. Тоткало Г.В., Хрипунова А.С. О некоторых подходах к прогнозированию спроса на рынке нефтепродуктов // Вестник университета (Государственный университет управления). – 2015. – № 8. – С. 75–79.
4. Эволюция мировых энергетических рынков и ее последствия для России // под ред. А.А. Макарова, Л.М. Григорьева, Т.А. Митровой. – М.: ИНЭИ РАН-АЦ при Правительстве РФ, 2015. – 400 с.
5. Доживем-увидим. Пост-релиз 10-й международной конференции «Моторные топлива 2018» // Мир нефтепродуктов. Вестник нефтяных компаний. – 2018. – № 7. – С. 44–46.
6. Цыбаков В.А., Вазенина Л.В. Методические подходы к анализу и прогнозированию развития топливно-энергетического комплекса в регионе // Экономика региона. Отраслевые и межотраслевые комплексы. – 2014. – № 4. – С. 188–199.
7. Тугашова Л.Г. Применение фильтра Калмана для идентификации параметров процессов нефтепереработки // Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн. – Тамбов, 2018. – С. 602–606.
8. Production forecasting of petroleum reservoir applying Higher-Order Neural Networks (HONN) with limited reservoir data / N.C.C. Chakra, D.N. Saraf, K.Y. Song, M.M. Gupta // International Journal of Computer Applications. – 2013. – V. 72. – № 2. – P. 23–35.
9. Ba D., Shi G.R. Forecasting petroleum production using the time-series prediction of artificial neural network // Advances in Petroleum Exploration and Development. – 2015. – V. 10. – № 2. – P. 1–6.
10. Uri N.D., Flanagan St.P. Short-term forecasting of crude petroleum and natural gas production // Applied Energy. – 1979. – V. 5 (4). – P. 297–310.
11. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. URL: <https://otexts.com/fpp2> (дата обращения 12.12.2019).
12. Jabbarova K.I., Huseynov O.H. Forecasting petroleum production using chaos time series analysis and fuzzy clustering // ICTACT Journal on Soft Computing. – 2014. – V. 4. – Iss. 4. – P. 791–795.

13. Sarhani M., El Afia A. Electric load forecasting using hybrid machine learning approach incorporating feature selection // Proc. of the International Conference on Big Data Cloud and Applications. – Tetuan, Morocco, May 25–26, 2015. – P. 1–7.
14. ARIMA Model, Neural Networks and SSA in the Short Term Electric Load Forecast / K. Cassiano, M. Menezes, L.A. Junior, J. Pessanha, Raf. Souza, R. Souza // Economic Forecasting – Past, Present and Future: International Symposium of Forecasting ISF. – Rotterdam, 2014. – P. 1–23.
15. Тугашова Л.Г. Прогнозирование показателей качества нефтепродуктов на установках первичной переработки нефти // Ученые записки Альметьевского государственного нефтяного института. – 2015. – Т. 14. – С. 99–103.
16. Жуков И.В., Харазов В.Г. Результаты поэтапной модернизации и эксплуатации усовершенствованной системы управления (АРС-системы) // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). – 2017. – № 41 (67). – С. 105–112.
17. Complex method of petroleum products demand forecasting considering economic, demographic and technological factors / T. Mitrova, V. Kulagin, D. Grushevenko, E. Grushevenko, A. Galkina // Economics and Business Letters. – 2015. – № 4 (3). – P. 98–107.
18. Cavallo A.J. Hubbert's petroleum production model: an evaluation and implications for World Oil Production Forecasts // Natural Resources Research. – 2004. – V. 13. – № 4. – P. 211–221.
19. Hook M. Depletion and decline curve analysis in crude oil production. – Uppsala: Uppsala University, 2009. – 112 p.
20. Кирхмеев Л.В., Бекеев Р.С. Моделирование и прогнозирование динамики производства нефтепродуктов в России // Молодой ученый. – 2015. – № 21. – С. 391–395.
21. Федеральная служба государственной статистики РФ. URL: <http://www.gks.ru> (дата обращения 12.12.2019).
22. Единая межведомственная информационно-статистическая система (ЕМИСС). URL: <https://www.fedstat.ru/indicators> (дата обращения 12.12.2019).
23. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 228 с.
24. Ефимова М.Р. Статистика. – М.: ИНФРА-М, 2006. – 336 с.
25. Затонский А.В., Тугашова Л.Г. Моделирование объектов управления в MatLab. СПб.: Изд-во «Лань», 2019. – 144 с.

Поступила 05.05.2020 г.

Информация об авторах

Тугашова Л.Г., кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры автоматизации и информационных технологий Альметьевского государственного нефтяного института.

Затонский А.В., доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета Березниковского филиала.

UDC 681.5

MODELING AND FORECASTING OF PETROLEUM PRODUCTS PRODUCTION TAKING INTO ACCOUNT SEASONALITY ON THE BASIS OF AUTOREGRESSIVE MODELS

Larisa G. Tugashova¹,
tugashowa.agni@yandex.ru

Andrei V. Zatonskiy²,
z xenon@narod.ru

¹ Almet'yevsk State Oil Institute,
2, Lenin street, Almet'yevsk, 423450, Russia.

² Perm National Polytechnic Research University Berezniki Branch,
7, Telman street, Berezniki, 618404, Russia.

The relevance. Motor gasoline, diesel fuel and other oil products differ in seasonality of consumption, a way of transportation, the territory of realization. The change in demand for petroleum products under the influence of these factors leads to a change in the range and volume of production of various fuels. In this regard, the actual task is to plan the production of petroleum products. It is proposed to solve the problem of predicting the production of petroleum products using autoregressive models taking into account the seasonality factor.

The main aim of the research is to develop and select mathematical models suitable for forecasting generation and consumption of petroleum products production.

Objects: production of petroleum products. The models are based on the data of a single interdepartmental information and statistical system.

Methods are based on the use of methods of mathematical and simulation modeling.

Results. The authors have carried out the review of methods of modeling time series of production and consumption of fuel and energy resources. It compares various mathematical models for forecasting the production of motor gasoline through the example of the Volga federal district. The authors developed the models that differ in consideration of the seasonal components and the type of trend. The use of a multiplicative model containing a trend in the form of a linear, autoregressive, autoregressive-power model with the calculation of the seasonality index is proposed. The article shows that the best results as per the criterion of the average relative error were obtained using the model with autoregressive-power trend. The efficiency of the obtained model is shown on the example of federal districts of the Russian Federation to assess the production of motor gasoline and diesel fuel. The research results were obtained using the Matlab software package. The authors made post-forecast production of fuels according to the proposed model with an average relative error not exceeding 11 %.

Key words:

Petroleum product, multiplicative model, production, time series, seasonality index, quality indicators.

REFERENCES

1. Dmitrievsky B.S., Zatonskiy A.V., Tugashova L.G. Task of managing the process of rectification of oil and method of its solution. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2018, vol. 329, no. 2, pp. 136–145. In Rus.
2. Eder L.V., Filimonova I.V., Provornaya I.V., Mishenin M.V. Dynamics of domestic consumption and export of oil and oil products in Russia. *Ecological Bulletin of Russia*, 2018, no. 2, pp. 1–9. In Rus.
3. Totkalo G.V., Khripunova A.S. Some approaches to demand forecasting in the oil market. *Bulletin of University (State University of management)*, 2015, no. 8, pp. 75–79. In Rus.
4. Makarov A.A., Grigoriev L.M., Mitrova T.A. *Evolutsiya mirovykh energeticheskikh rynkov i ee posledstviya dlya Rossii* [Evolution of world energy markets and its consequences for Russia]. Moscow, ERI RAS-ATS under the Government of the Russian Federation Publ., 2015. 400 p.
5. We'll see. *Post-release of the 10th international conference «Motor fuels 2018»*. *World of petroleum products. Bulletin of oil companies*, 2018, no. 7, pp. 44–46.
6. Cybatov V.A., Vazhenina L.V. Methodical approaches to the analysis and forecasting of development of fuel and energy complex in the region. *Regional Economy. Industry and inter-industry complexes*, 2014, no. 4, pp. 188–199. In Rus.
7. Tugashova L.G. *Primenenie filtra Kalmana dlya identifikatsii parametrov protsessov neftepererabotki* [Application of the Kalman filter for identifying the parameters of the refining processes]. *Virtualnoe modelirovanie, prototipirovanie i promyshlenny dizayn* [Virtual modeling, prototyping and industrial design]. Tambov, 2018. pp. 602–606.
8. Chakra N.C.C., Saraf D.N., Song K.Y., Gupta M.M. Production forecasting of petroleum reservoir applying Higher-Order Neural Networks (HONN) with limited reservoir data. *International Journal of Computer Applications*, 2013, vol. 72, no. 2, pp. 23–35.
9. Ba D., Shi G. R. Forecasting petroleum production using the time-series prediction of artificial neural network. *Advances in Petroleum Exploration and Development*, 2015, vol. 10, no. 2, pp. 1–6.
10. Uri N.D., Flanagan St.P. Short-term forecasting of crude petroleum and natural gas production. *Applied Energy*, 1979, vol. 5 (4), pp. 297–310.
11. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. *Forecasting: principles and practice*. Available at: <https://otexts.com/fpp2> (accessed 12 December 2019).
12. Jabbarova K.I., Huseynov O.H. Forecasting petroleum production using chaos time series analysis and fuzzy clustering. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 2014, vol. 4, Iss. 4, pp. 791–795.
13. Sarhani M., El Afia A. Electric load forecasting using hybrid machine learning approach incorporating feature selection. *Proc. of the International Conference on Big Data Cloud and Applications*. Tetuan, Morocco, May 25–26, 2015. pp. 1–7.
14. Cassiano K., Menezes M., Junior L.A., Pessanha J., Souza Raf., Souza R. ARIMA Model, Neural Networks and SSA in the Short Term Electric Load Forecast. *Economic Forecasting – Past, Present and Future: International Symposium of Forecasting ISF*. Rotterdam, 2014. pp. 1–23.
15. Tugashova L.G. Prediction of quality parameters of oil products at primary oil refining. *Scientific notes of Almet'yevsk state oil Institute*, 2015, vol. 14, pp. 99–103. In Rus.
16. Zhukov I.V., Kharazov V.G. Results of stage-by-stage modernization and operation of the improved control system (APC-system).

- Proceedings of the St. Petersburg State Technological Institute (Technical University)*, 2017, no. 41 (67), pp. 105–112. In Rus.
17. Mitrova T., Kulagin V., Grushevenko D., Grushevenko E., Galkina A. Complex method of petroleum products demand forecasting considering economic, demographic and technological factors. *Economics and Business Letters*, 2015, no. 4 (3), pp. 98–107.
 18. Cavallo A.J. Hubbert's petroleum production model: an evaluation and applications for World Oil Production Forecasts. *Natural Resources Research*, 2004, vol. 13, no. 4, pp. 211–221.
 19. Hook M. *Deployment and decline curve analysis in crude oil production*. Uppsala, Uppsala University, 2009. 112 p.
 20. Kirchmer L.V., Bekeev R.S. Modeling and forecasting of dynamics of production of oil products in Russia. *Young scientist*, 2015, no. 21, pp. 391–395. In Rus.
 21. *Federalnaya sluzhba gosudarstvennoy statistiki RF* [Federal state statistics service of the Russian Federation]. Available at: <http://www.gks.ru> (accessed 12 December 2019).
 22. *Edinaya mezhvedomstvennaya informatsionno-statisticheskaya sistema* [Unified interdepartmental information and statistics system (EMISS)]. Available at: <https://www.fedstat.ru/indicators> (accessed 12 December 2019).
 23. Afanasiev V.N., Yuzbashev M.M. *Analiz vremennykh ryadov i prognozirovaniye* [Time series analysis and forecasting]. Moscow, Finance and statistics Publ., 2001. 228 p.
 24. Efimova M.R. *Statistika* [Statistics]. Moscow, INFRA-M Publ., 2006. 336 p.
 25. Zatonskiy A.V., Tugashova L.G. *Modelirovaniye obektov upravleniya v MatLab* [Modelling of control objects in MatLab]. St-Petersburg, LAN Publ. house, 2019. 144 p.

Received: 5 May 2020.

Information about the authors

Larisa G. Tugashova, Cand. Sc., senior lecturer, Almeteyevsk State Oil Institute.

Andrei V. Zatonskiy, Dr. Sc., head of department, Perm National Polytechnic Research University Berezniki Branch.