

УДК 519.652

DOI: 10.24160/1993-6982-2020-6-119-128

Повышение точности предсказания цены электроэнергии за счет применения комбинированных моделей прогноза

А.В. Шихина, Т.В. Ягодкина

Рассмотрено решение задач предсказания свободной рыночной цены на электроэнергию с построением различного типа моделей прогноза. Осуществлен переход от анализа традиционных регрессионных и авторегрессионных моделей скользящего среднего к предлагаемым комбинированным многофакторным моделям, включающим также временной тренд и дамми-переменные. Подобный переход, отчасти, обоснован спецификой поведения цены электроэнергии свободного рынка, что обусловлено жестко циклическим изменением цены, например, по признакам отопительного сезона, дням недели и т. д. Методика построения комбинированных моделей прогноза проработана до уровня разработки эффективных вычислительных процедур на основе пакетов Statistica и OsiSoft PI-System.

На примере российского рынка авторегрессионные и комбинированные регрессионные модели прогноза показали достаточно хорошую работоспособность, обеспечив приемлемый уровень точности. Сравнение достигнутых уровней точности конкурирующих моделей между собой не показало преимуществ перехода к комбинированным регрессионным многофакторным моделям из соображений достижения более высокой точности прогноза, однако использование последних для целей анализа влияния факторов на прогнозируемую переменную может стать принципиальным преимуществом при выборе типа модели прогноза. Полученные результаты, хотя и ограничены анализом рынка Белгородской области, но по достижимой точности прогноза не хуже, а в основном даже лучше, чем большинство представленных в обзоре результатов Европейских рынков электроэнергии. Дано обоснование изучения комбинированных регрессионных моделей в качестве инструмента изучения влияния отдельных факторов, как составляющих формирования цены электроэнергии на прогнозируемый период при том, что уровень точности комбинированных регрессионных моделей соответствует достигнутым в настоящее время уровням точности прогноза цены электроэнергии.

Ключевые слова: временной ряд, модель прогноза, предсказание цены электроэнергии, авторегрессия, регрессионный анализ.

Для цитирования: Шихина А.В., Ягодкина Т.В. Повышение точности предсказания цены электроэнергии за счет применения комбинированных моделей прогноза // Вестник МЭИ. 2020. № 6. С. 119—128. DOI: 10.24160/1993-6982-2020-6-119-128.

Improving the Electricity Price Prediction Accuracy by Applying Combined Prediction Models

A.V. Shikhina, T.V. Yagodkina

The solution of problems concerned with predicting a free market price for electricity through constructing different prediction models is considered. In so doing, a shift is made from an analysis of conventional regression and auto-regression models of the moving average to the proposed combined multifactor models, which also include the time trend and dummy variables. This shift is partly justified by the specific behavior of the electricity price in the free market, which is caused by a strictly cyclic change of its value, e.g., proceeding from such attributes as the heating season, day of week, etc. The techniques of constructing combined prediction models has been developed to the level of elaborating effective computational procedures based on the Statistica and OsiSoft PI-System software packages. The application of the autoregressive and combined regression prediction models to the Russian market has demonstrated their fairly good effectiveness with an acceptable level of accuracy. A comparison of the achieved levels of accuracy provided by the competing models has not shown any advantages of the shift to the use of combined regression multifactor models in terms of achieving better prediction accuracy; however, their application for analyzing the influence of different factors on the predicted variable may become a fundamental advantage in selecting the type of prediction model. Despite their being limited to an analysis of the Belgorod region market, the obtained results demonstrate the achieved prediction accuracy that is as least as good, and in the main is even better than the majority of the data presented in the review of the results for European electricity markets. The article substantiates the advisability of studying the combined regression models as a tool for analyzing the influence of individual factors as components influencing the electricity price formation for the predicted period, given that the accuracy level of the combined regression models corresponds to the currently achieved electricity price prediction accuracy levels.

Key words: time series, prediction model, electricity price prediction, autoregression, regression analysis.

For citation: Shikhina A.V., Yagodkina T.V. Improving the Electricity Price Prediction Accuracy by Applying Combined Prediction Models. Bulletin of MPEI. 2020;6:119—128. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2020-6-119-128.

Введение

Для построения моделей прогноза (МП) равновесной цены рынка электроэнергии широко применяются регрессионные и авторегрессионные модели [1 — 6, 8, 9, 11, 16, 17, 19 — 21] со своими недостатками и достоинствами, но приоритет отдается обычно точности прогнозирования, что во многом определяет

эффективность действий как поставщиков, так и потребителей, особенно если они являются субъектами оптового рынка электроэнергии (ОРЭМ). Точность прогноза устанавливается на некотором фиксированном интервале. Для рынков электроэнергии наиболее актуальны краткосрочные прогнозы типа «на сутки вперед». Соответственно, мерой точности прогноза из-

бирается некоторая усредненная оценка на интервале предсказания до одного месяца. Наиболее широко используемая мера точности — средняя по модулю относительная ошибка в процентах (прямой перевод «Mean Absolute Error» не соответствует принятой отечественной терминологии):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$

Точность прогнозирования по ошибке *MAPE* для европейских рынков электроэнергии обычно составляет 10...17% в случае использования как авторегрессионных (табл. 1), так и многофакторных регрессионных (табл. 2) моделей. Стабильный рынок Северной Европы достигает 5% точности.

Для российского ОРЭМ характерна неравномерность графика поставок мощности и электроэнергии, как в силу специфики жизненных циклов, так и из-за множества других факторов. Данное обстоятельство существенно влияет на точность прогнозирования по указанным традиционным МП и обосновывает переход к анализу комбинированных МП, объединяющих в себе, например, многофакторные регрессионные моде-

ли, временные тренды и эффект от учета качественных признаков временных периодов прогноза.

Принимаемые ограничения и классические модели

Выбор типа статистической модели сопровождается введением соответствующих ограничений и предположений, достаточно хорошо известных из многолетнего опыта применения регрессионных и авторегрессионных моделей. Дополнительно оговорим принимаемые предпосылки, во многом определяющие достоверность и успешность операций над временными рядами (ВР).

Полагаем, что прогнозируемая переменная зависит от ограниченного набора независимых факторов.

По основной зависимой переменной и влияющим факторам доступны ВР в объемах, позволяющих проводить необходимый набор операций и получать статистически значимые результаты.

Изменение основных влияющих факторов относительно прошлых исторических периодов ограничено.

Построение статистической МП можно представить в виде нескольких этапов, начиная с предварительного

Таблица 1

Уровни точности прогнозирования цен европейских рынков электроэнергии по авторегрессионным моделям

Источник, страна	Тип модели прогноза	Мера точности МП (%)
[6] (Великобритания)	МП1: AR	<i>MAPE</i> : 13,14
	МП2: МП1 + дополнительные случайные коэффициенты	<i>MAPE</i> : 10,32
	МП3: МП1 + случайные коэффициенты, следующие марковским цепям	<i>MAPE</i> : 11,03
[7] (Nord Pool)	МП1: AR; ARX + (доп. переменные)	<i>MAPE</i> : 4,33;4,66
	МП2: <i>p</i> -AR; <i>p</i> -ARX + сглаживание	<i>MAPE</i> : 4,33;4,65
	МП3: TAR; TARX + переключения	<i>MAPE</i> : 4,43;4,65
[8] (Испания)	МП1: ARIMA	<i>MAPE</i> : 19,37
	МП2: ARIMAX	<i>MAPE</i> : 14,68
[9] (Испания)	МП1: ARIMA	<i>MAPE</i> : 17,43
	МП2: ARIMA-GARCH	<i>MAPE</i> : 17,39
	МП3: МП1 + WT (вейвлет-преобразование)	<i>MAPE</i> : 10,45

Таблица 2

Достигнутые уровни точности прогнозирования цен европейских рынков электроэнергии по регрессионным моделям

Источник, страна	Тип модели прогноза	Мера точности МП (%)
[10] (Великобритания)	WT-RM (второй порядок полинома)	<i>MAPE</i> : 11,11
[6] (Великобритания)	МП1: множественная нелинейная RM	<i>MAPE</i> : 12,2
	МП2: МП1 + дополнительные случайные коэффициенты	<i>MAPE</i> : 10,32
	МП3: МП1 + случайные коэффициенты, следующие марковским цепям	<i>MAPE</i> : 9,23
	МП4: МП1 + случайные коэффициенты с переключением по минимальному расстоянию	<i>MAPE</i> : 6,31
[7] (Nord Pool)	МП1: MRJD, MRJDX (с эффектом прыжка)	<i>MAPE</i> : 4,88;4,99
	МП2: SNAR, SNARX (сглаженное непараметрическое оценивание)	<i>MAPE</i> : 4,04;4,16

анализа и определения необходимости предобработки ВР, что связано со спецификой ценообразования на электроэнергию. Используемые на данном этапе приемы достаточно универсальны, практически не зависят от специфики функционирования национальных рынков электроэнергии и, как правило, включают первичное взятие разности и центрирование ряда, удаление выбросов, сглаживание скачков, применение операции логарифмирования [7, 11 — 14], учет периодичности данных с применением различных методик [6, 13 — 15], включая, в частности, вейвлет-преобразование [6, 9].

На первом этапе выбирается тип искомого модели прогноза, а в рамках избранного типа (например, статистические модели) определяется их класс (например, авторегрессионные модели). При решении задач прогнозирования цены электроэнергии нашли применение практически все классы статистических моделей: *AR*- [6, 7], *ARMA*- [16 — 18], *ARIMA*- [8, 9, 11, 12, 19, 20], *ARFIMA*-модели [14, 21], а также частные производные от перечисленных моделей типа *ARCH*, *GARCH*, *EGARCH*, *GIGARCH* и др [9, 11, 12, 14, 16 — 18, 20, 21].

Среди моделей статистического типа наиболее широко распространена авторегрессионная модель скользящего среднего (*ARMA*) [4] с достаточно четким математико-статистическим обоснованием.

Рассмотрим основные составляющие *ARMA*-модели, первая из них — авторегрессионная модель *AR(p)* порядка p :

$$y_t = \varphi_0 + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где y_t — уровень временного ряда в момент времени t ; $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$ — уровни ВР в соответствующие моменты времени $t-1, t-2, \dots, t-p$; p — глубина исторического ряда; $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ — оцениваемые коэффициенты; ε_t — случайный остаток, учитывающий влияние переменных, не вошедших в модель (1).

Коэффициент φ_0 определяет постоянный уровень ряда. Включение второй составляющей (модели скользящего среднего) приводит к модели *ARMA* (p, q) вида:

$$y_t = \varphi_0 + \sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \omega_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t. \quad (2)$$

Применение к историческому ряду оператора разности $\Delta^d y_t$ d -го порядка ($\Delta^1 y_t = y_t - y_{t-1}$ — разность первого порядка) приводит к переходу к модели *ARIMA* (p, d, q) при сохранении формы *ARMA* (p, q):

$$\Delta^d y_t = \varphi_0 + \sum_{i=1}^p \varphi_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \omega_i \Delta^d \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где $\varepsilon_t \leftrightarrow N(0, \sigma_t^2)$.

Последовательность значений получаемого исходного ряда в форме *ARIMA* (p, d, q)-модели после интегрирования ряда образует *ARMA* (p, q)-модель.

Одним из основных достоинств *ARIMA*-модели является возможность достаточно точного описания поведения нестационарных временных рядов, характерных для цены электроэнергии (включая учет сезонности, цикличности и т. д.).

Как следует из соотношений (1) — (3), авторегрессионные модели учитывают влияние факторов лишь косвенно. Между тем, выдвижение гипотезы об их наличии (зависимость цены от климатических условий, сезонности, объемов производства и потребления, стоимости топлива, курса валют и др.) вполне ожидаемо.

Влияние факторов зависит от стран и регионов. Так, климатические условия чрезвычайно важны именно в тех регионах, где генерация представлена ГЭС (Западная Сибирь), или значительная доля электроэнергии производится на солнечных электростанциях (Алтай, Оренбургская область).

Для выявленных случаев многофакторного влияния на цену наиболее приспособлены регрессионные модели (RM), которые в общем случае можно представить в виде:

$$y = \eta \{X, \Theta\} + \varepsilon, \quad (4)$$

где Θ — вектор неизвестных коэффициентов β_i размерности $[n \times 1]$ с областью определения

$$-\infty < \beta_i < +\infty, i = \overline{1, n}.$$

Можно ограничиться линейно-параметризованными регрессионными моделями:

$$\eta \{X, \Theta\} = \sum_{i=1}^n \beta_i f_i(X),$$

где f_i — базисные функции.

Перепишем соотношение (4) в виде линейно-параметризованного уравнения множественной регрессии:

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i f_i(X) + \varepsilon.$$

Прогноз по авторегрессионным моделям для российского рынка

В качестве примера выбрана Белгородская область. Для построения МП взяты данные из открытого доступа [22] за 2016 и 2017 гг. Построенный графически ВР представлен на рис. 1.

На первом этапе построения *ARIMA*-модели следует получить стационарный ВР. Проанализируем автокорреляционную функцию АКФ (рис. 2) и частную ЧАКФ (рис. 3). Наличие быстрого затухания значений АКФ — важный признак стационарности ВР, принятый в качестве первого теста на стационарность. В качестве дополнительного второго теста можно использовать расширенный тест Дики–Фуллера.

Гистограмма АКФ (см. рис. 2) (иногда называют коррелограммой — графиком зависимости значений

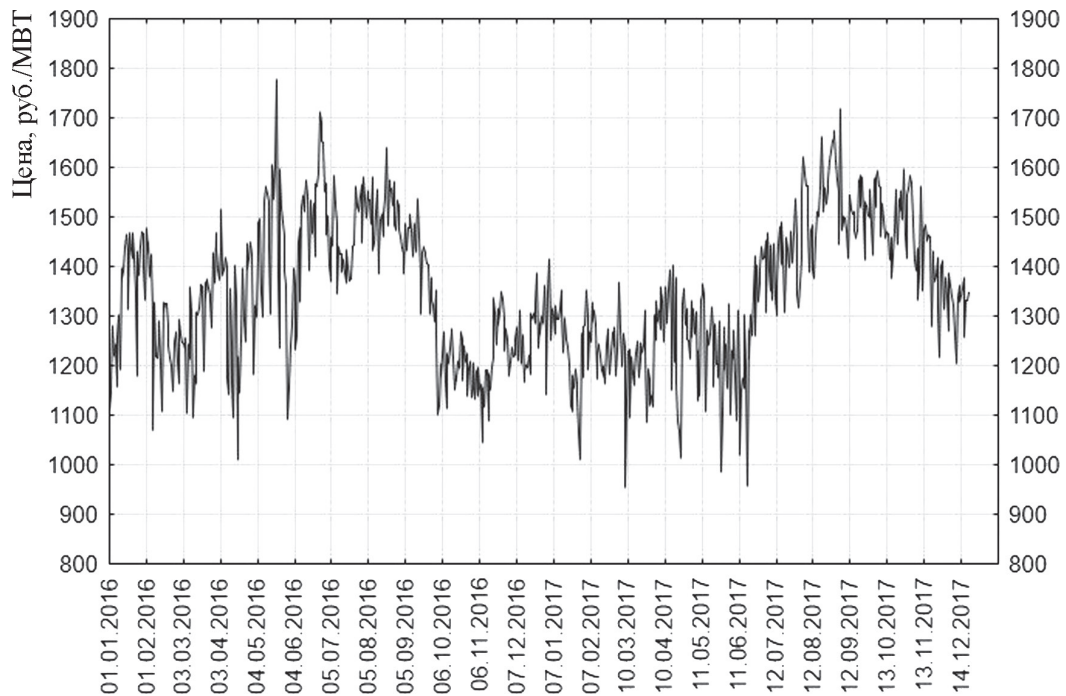


Рис. 1. Цена электроэнергии на РСВ по Белгородской области

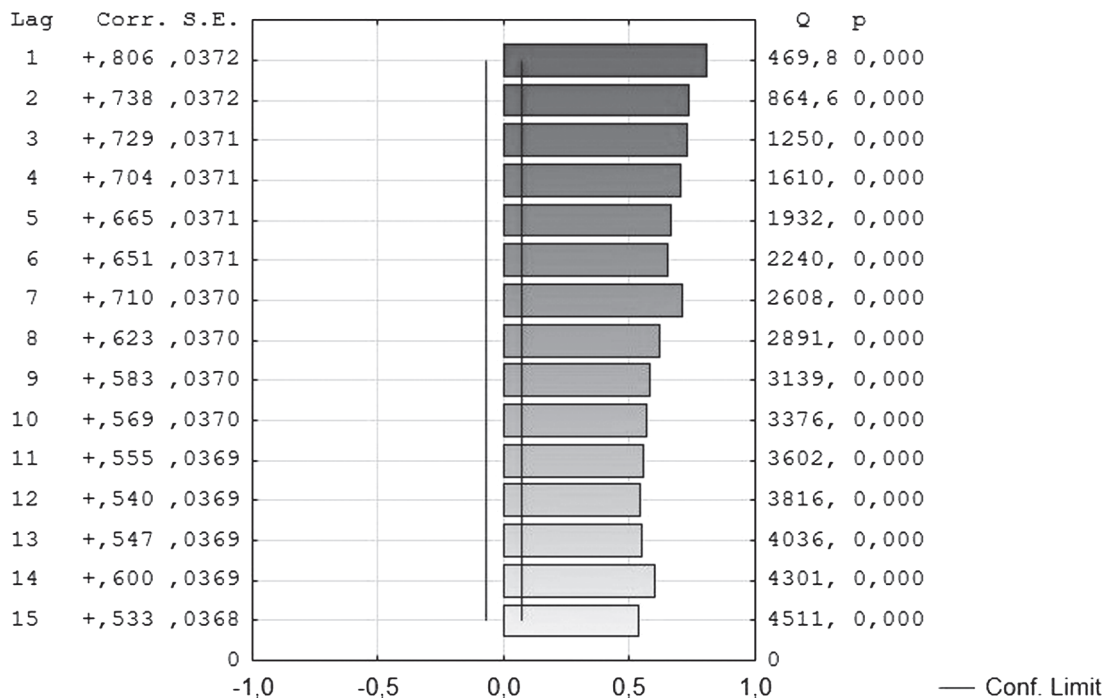


Рис. 2. Функция автокорреляции временного ряда

коэффициентов автокорреляции от величины лага) показывает сильную коррелированность, так как все лаги направлены в одну сторону и имеют большие значения. Напомним, что лаг временного ряда — это сдвиг во времени на какое-то количество периодов. Следовательно, согласно АКФ и ЧАКФ, исходный ВР классифицируется как нестационарный и не может быть применен в таком виде для дальнейшей обработки.

Для приведения ВР в стационарный вид проделаны дифференцирование, где последовательные увеличение порядка взятия разности определило параметр d , и экспоненциальное сглаживание. Гистограммы АКФ и ЧАКФ свидетельствуют о выделяющихся значениях 7 и 14 лагов, что позволяет отметить наличие зависимости цены от дня недели. При декомпозиции ВР с лагом 7 (рис. 4) видно, что стоимость электроэнергии

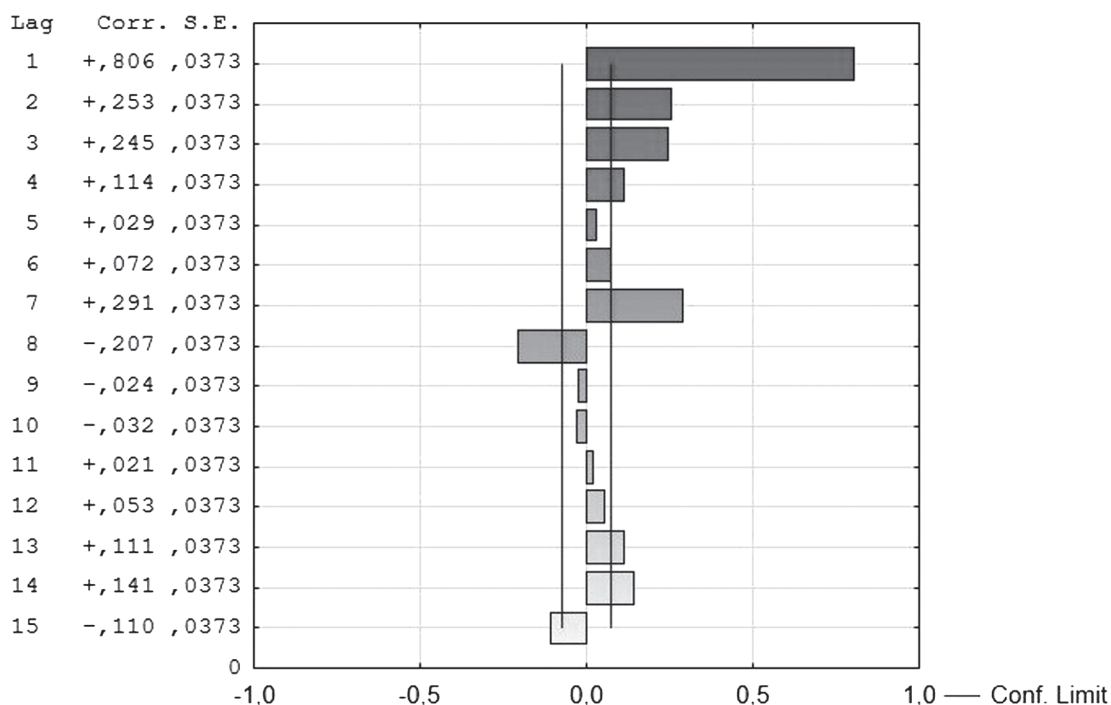


Рис. 3. Функция частной автокорреляции временного ряда

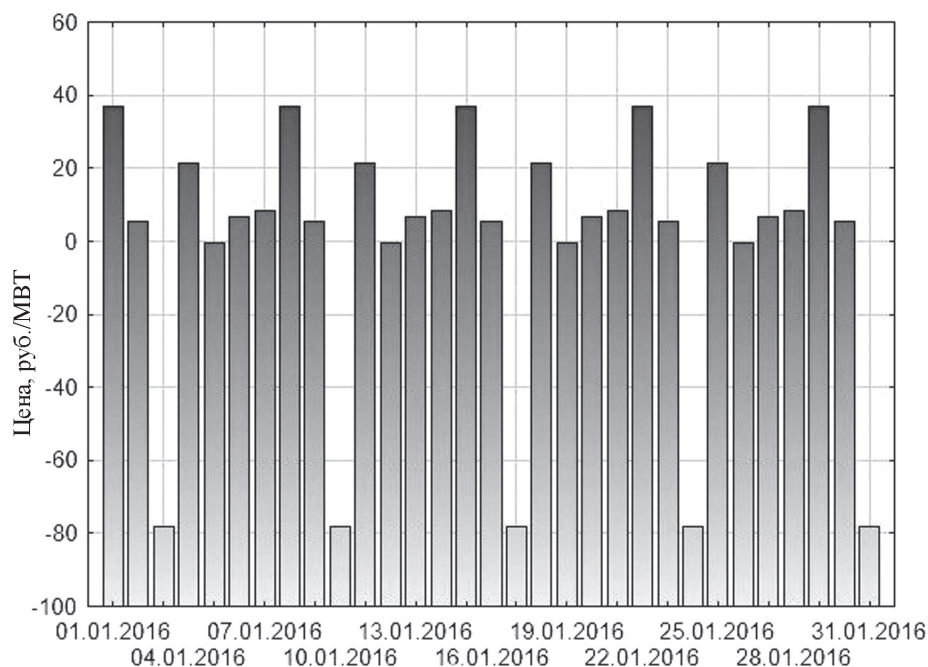


Рис. 4. ВР центрированной цены электроэнергии за январь 2016 г.

в пятницу максимальна (01.01.2016 — пятница), а в воскресенье имеет минимальные значения. Это подтверждает извлеченную из АКФ и ЧАКФ информацию о выделяющихся значениях с лагом 7, и данный факт может быть учтен при дальнейших операциях над ВР. Затем подбираются параметры p и q .

Таким образом, получена модель $ARIMA(1, 1, 1)$. Подтвердив ее адекватность и значимость параметров, строим прогноз на 30 первых дней 2018 г. (рис. 5).

Достигнутый уровень точности прогнозирования по Белгородской области ($MAPE = 9,5\%$) соответствует данным табл. 1 по зарубежным рынкам. Попробуем улучшить прогноз за счет учета фактора сезонности — отопительного и неотопительного сезонов.

Из всей выборки 2016 — 2017 гг. формируем выборку отопительного сезона [январь — март] + [октябрь — декабрь]. Полученная в результате модель $ARIMA(1, 1, 1)$ сни-

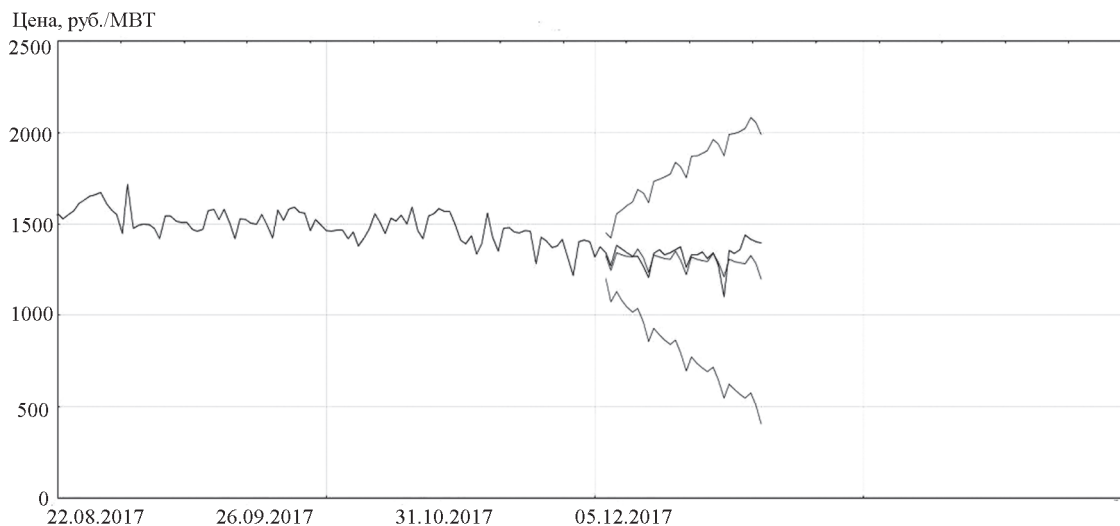


Рис. 5. Прогноз по $ARIMA(1, 1, 1)$ за январь 2018 г., $MAPE = 9,5\%$

зила ошибки прогнозирования до $MAPE = 6,14\%$, что соответствует лучшим значениям табл. 1, 2.

Попытаемся скорректировать полученный результат за счет учета дня недели. Сформируем выборку только по понедельникам отопительного периода размерностью в 50 значений.

По результатам идентификации определена модель вида $ARIMA(0, 1, 0)$. Однако ошибка $MAPE$ не снизилась, а увеличилась до $11,2\%$. Возможно, что проблема состоит в резком уменьшении исходной выборки с 700 до 50 наблюдений. Таким образом, попытка повысить точность прогноза за счет учета дня недели не привела к положительному результату.

Следует ожидать, что прямой учет в МП влияющих на ценообразование факторов может привести к повышению точности прогнозирования.

Принятая комбинированная модель

Имеющиеся публикации по применению комбинированных и гибридных МП не позволяют с достаточной достоверностью подтвердить работоспособность подобных моделей. Проведем дополнительное исследование, взяв за основу рассмотренную в [2] форму МП.

Предложена следующая структура комбинированной регрессионной модели прогноза (КРМП):

$$y_t = \varphi_0 + at + b_1 z_1 + \dots + b_n z_n + c_1 x_1 + \dots + c_m x_m + \varepsilon_t \quad (5)$$

где a — коэффициент временного тренда; $z_1 \dots z_n$ — дамми-переменные (дни недели); $x_1 \dots x_m$ — факторы (длительность светового дня, цена газа, курс евро).

Анализ значимости компонентов модели (5) следует соотносить с общепринятыми для этих целей уровнями статистической значимости — $\alpha = 0,05$, $q = 0,01$.

В конечной цене на электроэнергию в Европейской части России можно выделить следующие основные составляющие.

Фактор: цена на газ. Проанализировать цены 2016 и 2017 гг. можно, поскольку они размещены в откры-

том доступе. Цены на газ отсортированы по сезонам и дням недели аналогично данным по цене на электроэнергию.

Фактор: курс валют. Курс валют, а именно, курс евро, взят в силу того, что на многих электростанциях установлено газотурбинное оборудование зарубежного производства. Так, на Белгородской ТЭЦ имеются два газотурбинных энергоблока на базе газовой турбины LM 2500+DLE HSPT производства «GE» (США), которые требуют технического обслуживания, поставки запчастей, что оплачивается валютой в евро. Все это делает допустимым предположение о том, что курс евро влияет на цену электроэнергии.

Фактор: метеорологические условия. Связь погодных условий и значений выработки и потребления электроэнергии, а значит, и цены электроэнергии, очевидна, зависит от конкретного региона и определяется сложившимися структурами генерации и потребления электроэнергии.

Фактор спроса и фактор предложения. Объем потребления и генерации напрямую влияют на цену электроэнергии, так как формирование цены идет на пересечении кривых спроса и предложения. Однако данные по этим факторам, обычно направляемые в виде заявок в НП АТС, не публикуются в открытом доступе.

Построение прогноза цены по комбинированной модели

Алгоритм построения и анализа КРМП состоит из множества операций, достаточно хорошо формализуемых и допускаемых применение известных на сегодня многочисленных программных продуктов, что позволяет автоматизировать процесс. Наш выбор остановился на программном пакете PI System компании OSI Soft (США). Он является комплексным аналитическим инструментом, предназначенным, в том числе, для построения прогнозов в любых областях, используя различные методы прогнозирования.

В качестве исходных данных рассмотрены ВР по ценам и факторам в Белгородской области за 2014 — 2019 гг. ВР суточных цен, в силу длительного интервала времени, индексирован и представлен на рис. 6, а его ЧАКФ — на рис. 7.

Получена соответствующая форме (5) модель КРМП:

$$y_t = 609,78 + 0,005t + 29,75z_1 + 22,05z_2 + 17,56z_3 + 21,65z_4 + 17,33z_5 + 10,92z_6 - 41,88z_7 + 0,07x_2 + 0,009x_3 + 6,72x_5 + \varepsilon_t \quad (6)$$

Модель (6) была протестирована на точность прогноза по интервалу сентябрь 2018 г. — июнь 2019 г. (рис. 8).

Оценка ошибки прогнозирования составила $MARE = 9,2\%$, что сопоставимо с данными табл. 1, 2. Не получив выигрыш в точности прогнозирования по сравнению с вышеприведенными результатами, все же отметим, что специфическая форма КРМП (5) позволила выполнить наглядный анализ последствий включения и влияния избранных факторов на формирование цены электроэнергии.

Интерпретация возможных прогнозов по комбинированной регрессионной модели прогноза цены

Выявлено, что временной тренд в (6) не является значимой компонентой. Следовательно, в 2018 — 2019 гг. на рынке Белгородской области не сформировалось определенной тенденции динамики цен на электроэнергию.

В то же время полностью исключить данный фактор из модели КМП нецелесообразно.

Все будние дни недели значительно отличаются от воскресенья (праздничный день). В понедельник цена электроэнергии оказывается выше на 29,75 руб., во вторник — на 22,055 руб., в среду — на 17,56 руб., четверг — на 21,65 руб., а в пятницу — на 17,33 руб. Даже во второй выходной день, субботу, цена выше воскресной на 10,92 руб. Равновесная цена РСВ в официальный праздничный день (воскресенье) снижается еще на 41,88 руб. Увеличение длины светового дня на минуту увеличивает равновесную цену РСВ в среднем 7 копеек. При увеличении длины светового дня необходимость в потреблении электроэнергии для освещения снижается. Потребитель готов купить меньший объем электроэнергии пусть и по несколько большей цене. При увеличении цен на газ на 1 руб./1000 м³ цена электроэнергии растет в среднем на 0,009 руб. В данном случае работает закон предложения: при удорожании топлива издержки на генерацию электроэнергии увеличиваются, соответственно, цена предложения увеличивается. Увеличение курса евро на 1 руб. влечет за собой повышение цены на 6,72 рубля.

Заключение

Рассмотренные разнотипные математические модели прогнозирования цены на электроэнергию рынка РФ продемонстрировали хорошую работоспособ-

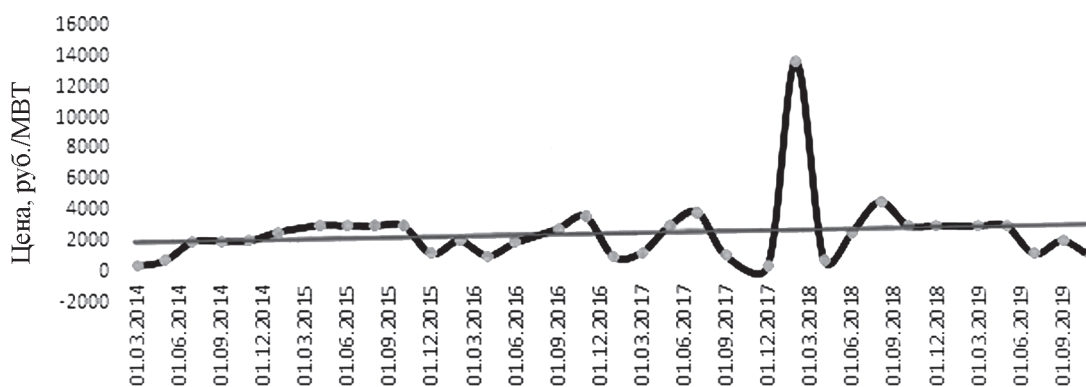


Рис. 6. Индексированный временной ряд суточных цен

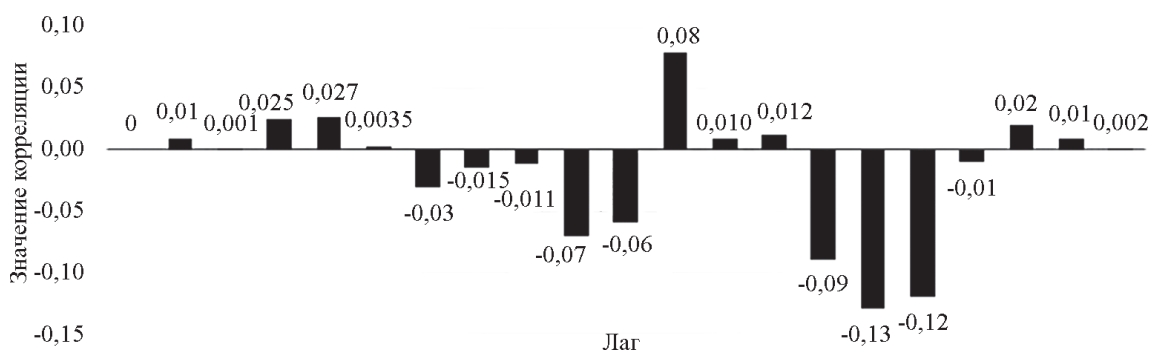


Рис. 7. ЧАКФ индексированных суточных цен

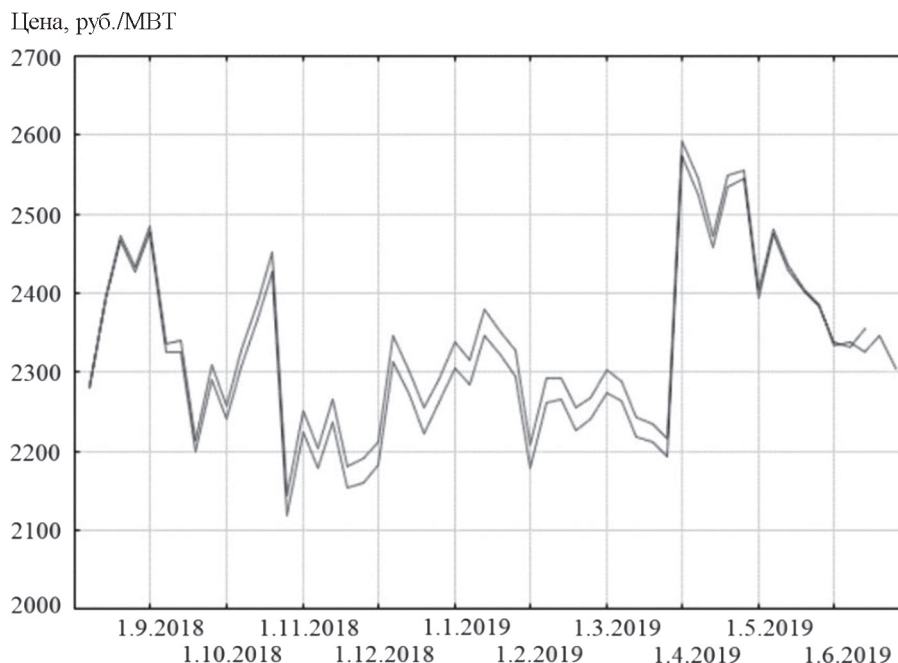


Рис. 8. Фактические и прогнозные значения, $MAPE = 9,2\%$

ность, обеспечив достаточный уровень точности. Их сравнение не показало преимуществ перехода к комбинированным регрессионным многофакторным моделям из соображений достижения более высокой точности прогноза, однако использование последних для целей анализа влияния факторов на прогнозируемую переменную может стать принципиальным преимуществом при выборе типа модели прогноза. Полученные результаты, хотя и ограничены анализом рынка Белгородской области, но дали результат по достижимой

точности прогноза не хуже, а в основном даже лучше, чем большинство представленных в обзоре данных по Европейским рынкам электроэнергетики.

Обосновано принятие комбинированных регрессионных моделей в качестве инструмента анализа влияния отдельных факторов, формирующих цену электроэнергии на прогнозируемый период. При этом уровень точности комбинированных регрессионных моделей соответствует достигнутому в настоящее время уровням точности прогноза цены электроэнергии.

Литература

1. **Современная** рыночная электроэнергетика Российской Федерации. М.: Изд-во Совет Рынка, 2017.
2. **Смирнова Е.О.** Решение задачи прогнозирования цен на электроэнергию на рынке «на сутки вперед» эконометрическими методами. [Электрон. ресурс], www.olymp.msu.ru/archive/Lomonosov_2012/1946/44283_e645.pdf. (дата обращения 05.02.2020).
3. **Шихин В.А., Павлюк Г.П.** Построение областей заданного качества управления на основе статистического подхода: метод отсекающих моделей // Мехатроника, автоматизация, управление. 2010. № 10. С. 39—45.
4. **Дробыш И.И.** Статистические модели прогнозирования цен на оптовых рынках электроэнергии: российский и зарубежный опыт // Вестник Южно-Уральского гос. ун-та. Серия «Экономика и менеджмент». 2017. Т. 11. № 3. С. 41—54.
5. **Shikhin V.A., Kochengin A.E., Pavliuk G.P.** Significant Events Detection and Identification through Electrical Grid Load Profile // Proc. Renewable Energies, Power Systems & Green Inclusive Economy (REPS-GIE), Casablanca, 2018. Pp. 848—857.

References

1. **Sovremennaya** Rynochnaya Elektroenergetika Rossiyskoy Federatsii. M.: Izd-vo Sovet Rynka, 2017. (in Russian).
2. **Smirnova E.O.** Reshenie Zadachi Prognozirovaniya Tsen na Elektroenergiyu na Rynke «na Sutki Vpered» Ekonometricheskimi Metodami. [Elektron. Resurs], www.olymp.msu.ru/archive/Lomonosov_2012/1946/44283_e645.pdf. (Data Obrashcheniya 05.02.2020). (in Russian).
3. **Shikhin V.A., Pavlyuk G.P.** Postroenie Oblastey Zadannogo Kachestva Upravleniya na Osnove Statisticheskogo Podkhoda: Metod Otsekayushchikh Modeley. Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie. 2010;10: 39—45. (in Russian).
4. **Drobysch I.I.** Statisticheskie Modeli Prognozirovaniya Tsen na Optovykh Rynkakh Elektroenergii: Rossiyskiy i Zarubezhnyy Opyt. Vestnik Yuzhno-Ural'skogo Gos. Un-ta. Seriya «Ekonomika i Menedzhment». 2017;11: 3:41—54. (in Russian).
5. **Shikhin V.A., Kochengin A.E., Pavliuk G.P.** Significant Events Detection and Identification through Electrical Grid Load Profile. Proc. Renewable Energies, Power Systems & Green Inclusive Economy (REPS-GIE), Casablanca, 2018:848—857.

6. **Karakatsani N., Bunn D.** Forecasting Electricity Prices: The Impact of Fundamentals and Time-varying Coefficients // Intern. J. Forecasting. 2008. V. 24. Pp. 764—785.
7. **Weron R., Misiorek A.** Forecasting Spot Electricity Prices: A Comparison of Parametric and Semiparametric Time Series Models // Ibid. 744—763.
8. **Conejo A., Contreras J., Espinola R., Plazas M.** Forecasting Electricity Prices for a Day-ahead Pool-based Electric Energy Market // Intern. J. Forecasting. 2005. V. 21. Pp. 435—462.
9. **Tan Z., Zhang J., Wang J., Xu J.** Day-ahead Electricity Price Forecasting Using Wavelet Transform Combined with ARIMA and GARCH Models // Appl. Energy. 2010. V. 87. Pp. 3606—3610.
10. **Kim C., Yu I., Song Y.** Prediction of System Marginal Price of Electricity Using Wavelet Transform Analysis // Energy Conversion and Management. 2002. V. 43. Pp. 1839—1851.
11. **Nogales F., Contreras J., Conejo A., Espinola R.** Forecasting Next-day Electricity Prices by Time Series Models // IEEE Trans. Power Systems. 2002. V. 17. No. 2. Pp. 342—348.
12. **García-Martos C., Rodríguez J., Sánchez M.** Modelling and Forecasting Fossil Fuels, CO₂ and Electricity Prices and their Volatilities // Appl. Energy. 2013. V. 101. Pp. 363—375.
13. **Higgs H., Worthington A.** Stochastic Price Modeling of High Volatility, Mean-reverting, Spike-prone Commodities: The Australian Wholesale Spot Electricity Market // Energy Economics. 2008. V. 30. Pp. 3172—3185.
14. **Koopman S., Ooms M., Carnero M.** Periodic Seasonal Reg-ARFIMA-GARCH Models for Daily Electricity Spot Prices // J. American Statistical Association. 2007. V. 102. No. 477. Pp. 16—27.
15. **Cuaresma J., Hlouskova J., Kossmeier S., Obersteiner M.** Forecasting Electricity Spot-prices Using Linear Univariate Time-series Models // Appl. Energy. 2004. V. 77. Pp. 87—106.
16. **Liu H., Shi J.** Applying ARMA-GARCH Approaches to Forecasting Short-term Electricity Prices // Energy Economics. 2013. V. 37. Pp. 152—166.
17. **Garcia R., Contreras J., Akkeren M., Garcia J.** A GARCH Forecasting Model to Predict Day-ahead Electricity Prices // IEEE Trans. Power Syst. 2005. V. 20. No. 2. Pp. 867—874.
18. **Knittel C., Roberts M.** An Empirical Examination of Restructured Electricity Prices // Energy Economics. 2005. V. 27. Pp. 791—817.
19. **Contreras J., Espinola R., Nogales F., Conejo A.** ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices // IEEE Trans. Power Systems. 2003. V. 18. No. 3. Pp. 1014—2020.
20. **Diongue A., Guégan D., Vignal B.** Forecasting Electricity Spot Market Prices with a k-factor GIGARCH Process // Appl. Energy. 2009. V. 86. Pp. 505—510.
6. **Karakatsani N., Bunn D.** Forecasting Electricity Prices: The Impact of Fundamentals and Time-varying Coefficients. Intern. J. Forecasting. 2008;24:764—785.
7. **Weron R., Misiorek A.** Forecasting Spot Electricity Prices: A Comparison of Parametric and Semiparametric Time Series Models. Ibid. 744—763.
8. **Conejo A., Contreras J., Espinola R., Plazas M.** Forecasting Electricity Prices for a Day-ahead Pool-based Electric Energy Market. Intern. J. Forecasting. 2005;21:435—462.
9. **Tan Z., Zhang J., Wang J., Xu J.** Day-ahead Electricity Price Forecasting Using Wavelet Transform Combined with ARIMA and GARCH Models. Appl. Energy. 2010;87:3606—3610.
10. **Kim C., Yu I., Song Y.** Prediction of System Marginal Price of Electricity Using Wavelet Transform Analysis. Energy Conversion and Management. 2002;43:1839—1851.
11. **Nogales F., Contreras J., Conejo A., Espinola R.** Forecasting Next-day Electricity Prices by Time Series Models. IEEE Trans. Power Systems. 2002;17;2:342—348.
12. **García-Martos S., Rodríguez J., Sánchez M.** Modelling and Forecasting Fossil Fuels, CO₂ and Electricity Prices and their Volatilities. Appl. Energy. 2013;101:363—375.
13. **Higgs H., Worthington A.** Stochastic Price Modeling of High Volatility, Mean-reverting, Spike-prone Commodities: The Australian Wholesale Spot Electricity Market. Energy Economics. 2008;30:3172—3185.
14. **Koopman S., Ooms M., Carnero M.** Periodic Seasonal Reg-ARFIMA-GARCH Models for Daily Electricity Spot Prices. J. American Statistical Association. 2007;102;477:16—27.
15. **Cuaresma J., Hlouskova J., Kossmeier S., Obersteiner M.** Forecasting Electricity Spot-prices Using Linear Univariate Time-series Models. Appl. Energy. 2004;77:87—106.
16. **Liu H., Shi J.** Applying ARMA-GARCH Approaches to Forecasting Short-term Electricity Prices. Energy Economics. 2013;37:152—166.
17. **Garcia R., Contreras J., Akkeren M., Garcia J.** A GARCH Forecasting Model to Predict Day-ahead Electricity Prices. IEEE Trans. Power Syst. 2005;20;2:867—874.
18. **Knittel C., Roberts M.** An Empirical Examination of Restructured Electricity Prices. Energy Economics. 2005;27:791—817.
19. **Contreras J., Espinola R., Nogales F., Conejo A.** ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices. IEEE Trans. Power Systems. 2003;18;3:1014—2020.
20. **Diongue A., Guégan D., Vignal B.** Forecasting Electricity Spot Market Prices with a k-factor GIGARCH Process. Appl. Energy. 2009;86:505—510.

21. **Gianfreda A., Grossi L.** Forecasting Italian Electricity Zonal Prices with Exogenous Variables // Energy Economics. 2012. V. 34. Pp. 2228—2239.

22. **База** тарифов на электроэнергию. [Электрон. ресурс] www.time2save.ru/calculaters/nereguliruemie-ceni-na-elektroenergiu (дата обращения 05.02.2020).

21. **Gianfreda A., Grossi L.** Forecasting Italian Electricity Zonal Prices with Exogenous Variables. Energy Economics. 2012;34:2228—2239.

22. **Baza** Tarifov na Elektroenergiyu. [Elektron. Resurs] www.time2save.ru/calculaters/nereguliruemie-ceni-na-elektroenergiu (Data Obrashcheniya 05.02.2020). (in Russian).

Сведения об авторах:

Шихина Анна Владимировна — аспирант кафедры управления и интеллектуальных технологий НИУ «МЭИ», e-mail: ShikhinaAV@mail.ru

Ягодкина Татьяна Владимировна (02.07.1948 — 13.01.2020) — кандидат технических наук, профессор кафедры управления и интеллектуальных технологий НИУ «МЭИ»

Information about authors:

Shikhina Anna V. — Ph.D-student of Control and Intelligent Technologies Dept., NRU MPEI, e-mail: ShikhinaAV@mail.ru

Yagodkina Tatyana V. (02.07.1948 — 13.01.2020) — Ph.D. (Techn.), Professor of Control and Intelligent Technologies Dept., NRU MPEI

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

Conflict of interests: the authors declare no conflict of interest

Статья поступила в редакцию: 25.02.2020

The article received to the editor: 25.02.2020