

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ПРОГНОЗ ЦЕНЫ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ПО КОМБИНИРОВАННЫМ МОДЕЛЯМ

В.А. Шихин, А.В. Шихина (НИУ МЭИ), А. Кузалис (TUF, Nicosia, Кипр)

Исследуется проблема краткосрочного предсказания свободной рыночной цены на электроэнергию с помощью моделей прогноза различного типа. Осуществляется переход от рассмотрения традиционных регрессионных и авторегрессионных моделей к предлагаемым комбинированным многофакторным моделям, включающим также временной тренд и дамми-переменные. Построение комбинированных моделей прогноза выполнялось с применением программных пакетов Statistica и OsiSoft Pt-System. Сравнение уровня точности прогнозируемых значений рыночной цены на электроэнергию, полученных по разным моделям, не выявили преимуществ от использования комбинированных регрессионных многофакторных моделей. Однако использование последних позволяет оценить влияние внешних факторов на прогнозируемую переменную и может явиться принципиальным преимуществом при выборе типа модели прогноза.

Ключевые слова: цена на электроэнергию, авторегрессия, временной ряд, модель прогноза, регрессионный анализ, комбинированные регрессионные многофакторные модели.

Введение

Широко применяемые в настоящее время регрессионные и авторегрессионные модели (AR) для решения задачи прогнозирования равновесной цены рынка электроэнергии имеют свои достоинства и недостатки при попытках автоматизировать процесс предсказания. Результаты прогноза во многом определяют эффективность действий как поставщиков, так и потребителей электроэнергии, особенно если они являются субъектами оптового рынка электроэнергии (ОРЭМ). Приоритет при выборе конкретного типа моделей прогноза (МП) обычно соответствует достигаемому уровню точности прогнозирования, при этом точность прогноза определяется на некотором фиксированном временном интервале. Для рынков электроэнергии в настоящее время наиболее актуальны краткосрочные прогнозы, например «на сутки вперед». Соответственно мерой точности прогноза избирается некоторая усредненная оценка на интервале предсказания до одного месяца. Наиболее широко используемой мерой точности является средняя по модулю относительная ошибка в процентах (прямой перевод «mean absolute error» не соответствует принятой отечественной терминологии), соотносимая с размерностью временного ряда n , значениями прогнозируемой переменной y_i и ее прогнозным значением:

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

Точность прогнозирования по ошибке $MAPE$ для европейских рынков электроэнергии обычно составляет 10...17 % как в случае использования авторегрессионных моделей (табл. 1), так и многофакторных регрессионных моделей (табл. 2). Применительно к достаточно стабильному рынку Северной Европы достижима точность 4...5 %. В табл. 1 и 2 указаны известные типы МП:

AR - авторегрессионная модель (англ. autoregressive model) [1, 2];

ARX - модель, в которой сочетаются авторегрессионная часть и входной сигнал с дамми-переменными (англ. AR models with exogenous (fundamental) variables - dynamic regression, eXtended) [2];

p-AR; p-ARX - модели с использованием преобразования данных посредством сглаживания (англ. spike preprocessed models using the damping scheme, eXtended) [2];

TAR; TARX - модели с возможностью переключения (англ. Threshold) между двумя авторегрессионными процессами [2];

ARMA - модель авторегрессии скользящего среднего (англ. autoregressive moving average model) [3, 4, 11];

ARIMA - интегрированная модель авторегрессии скользящего среднего (англ. autoregressive integrated moving average), иногда называют моделью Бокса - Дженкинса [3, 4, 6, 7];

ARIMAX - модель авторегрессии скользящего среднего расширенная (autoregressive integrated moving average eXtended) [3];

GARCH - обобщенная (англ. generalised) авторегрессионная условная гетероскедастичная модель, которая включает компонент скользящего среднего вместе с компонентом авторегрессии (англ. ARCH - autoregressive conditional heteroscedasticity) [4, 6, 7, 9];

WT - вейвлет-преобразование [4, 5];

RM - регрессионная модель [5];

MRJD, MRJDX - модели в форме дифференциально-стохастического уравнения (англ. mean-reverting jump diffusion defined by a stochastic differential equation) [2];

SNAR, SNARX - авторегрессионная модель с непараметрическим оцениванием, с сглаживанием, расширение с дамми-переменными (англ. semiparametric) [2].

Для российского ОРЭМ характерна неравномерность графика поставок мощности и электроэнергии. Данное обстоятельство существенно влияет на точность прогнозирования по указанным традиционным МП и обосновывает переход к рассмотрению комбинированных МП, объединяющих, например, многофакторные регрессионные модели, временные тренды и эффект от учета качественных признаков временных периодов прогноза.

Принимаемые ограничения и обзор традиционных моделей

Выбор типа статистической модели сопровождается введением соответствующих ограничений и предпосылок, которые достаточно хорошо известны

Таблица 1. Уровни точности прогнозирования цен европейских рынков электроэнергии по авторегрессионным моделям

Источник, страна	Тип модели прогноза	Мера точности МП (%)
[1] (Великобритания)	МП1: AR	MAPE: 13,14
	МП2: МП1+дополнительные случайные коэффициенты	MAPE: 10,32
	МП3: МП1+ случайные коэффициенты следующие марковским цепям	MAPE: 11,03
[2] (Северная Европа)	МП1: AR; ARX (+доп. переменные)	MAPE: 4,33;4,66
	МП2: p-AR; p-ARX+сглаживание	MAPE: 4,33;4,65
	МП3: TAR; TARX+переключения	MAPE: 4,43;4,65
[3] (Испания)	МП1: ARIMA	MAPE: 19,37
	МП2: ARIMAX	MAPE: 14,68
[4] (Испания)	МП1: ARIMA	MAPE: 17,43
	МП2: ARIMA–GARCH	MAPE: 17,39
	МП3: МП1+WT (вейвлет-преобразование)	MAPE: 10,45
[2] (Северная Европа)	МП2: SNAR, SNARX (сглаженные, непараметрическое оценивание)	MAPE:4,04;4,16

Таблица 2. Достиженные уровни точности прогнозирования цен европейских рынков электроэнергии по регрессионным моделям

Источник, страна	Тип модели прогноза	Мера точности МП (%)
[5] (Великобритания)	WT-RM (второй порядок полинома)	MAPE: 11,11
[1] (Великобритания)	МП1: множественная нелинейная RM	MAPE: 12,2
	МП2: МП1 + дополнительные случайные коэффициенты	MAPE: 10,32
	МП3: МП1 + случайные коэффициенты соответствующие марковским цепям	MAPE: 9,23
	МП4: МП1 + случайные коэффициенты с переключением по минимальному расстоянию	MAPE: 6,31
[2] (Северная Европа)	МП1: MRJD, MRJDX (с эффектом прыжка)	MAPE:4,88;4,99

из многолетнего опыта применения регрессионных и авторегрессионных моделей. Дополнительно оговорим принимаемые в данной работе предпосылки, во многом определяющие достоверность и успешность операций над временными рядами (ВР):

- 1) полагаем, что прогнозируемая переменная зависит от ограниченного набора независимых факторов;
- 2) по основной зависимой переменной и влияющим факторам доступны ВР в объемах, позволяющих

производить необходимый набор операций и получать статистически значимые результаты;

- 3) изменение основных влияющих факторов относительно прошлых исторических периодов ограничено.

Построение статистической МП можно схематично представить в виде нескольких этапов, начиная с предварительного анализа и определения необходимости предобработки ВР, что связано во многом 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 ряда, центрирование ряда, удаление выбросов, сглаживание скачков, применение операции логарифмирования [2, 6-9], учет периодичности данных с применением различных методик [1, 8-10], включая, в частности, вейвлет-преобразование [1, 4].

На первом этапе выбирается тип искомой 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, а также производные от перечисленных выше моделей.

Среди моделей статистического типа наиболее широко распространена авторегрессионная модель скользящего среднего (ARMA) [3, 4, 11], так как она имеет достаточно четкое математико-статистическое обоснование. Рассмотрим основные составляющие модели типа ARMA. Первая составляющая — авторегрессионная модель $AR(p)$ порядка p :

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

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 (2); коэффициент φ_0 определяет постоянный уровень ряда. Включение второй составляющей — скользящего среднего приводит к модели ARMA (p, q) вида:

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

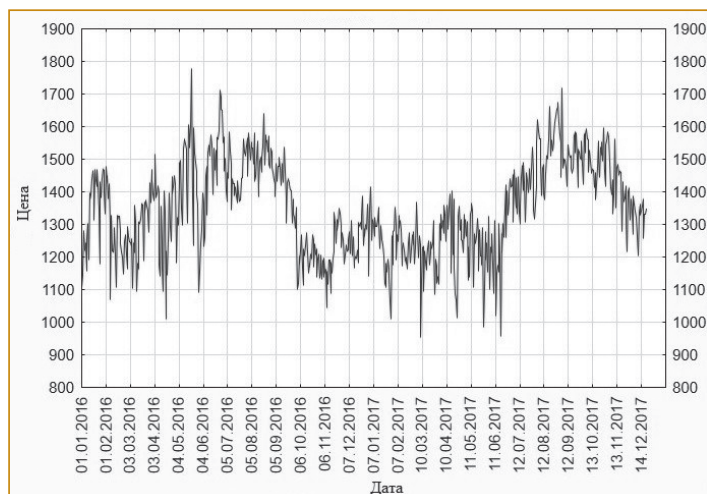


Рис. 1. Цена электроэнергии на РСВ (рынок на сутки вперед) по Белгородской области

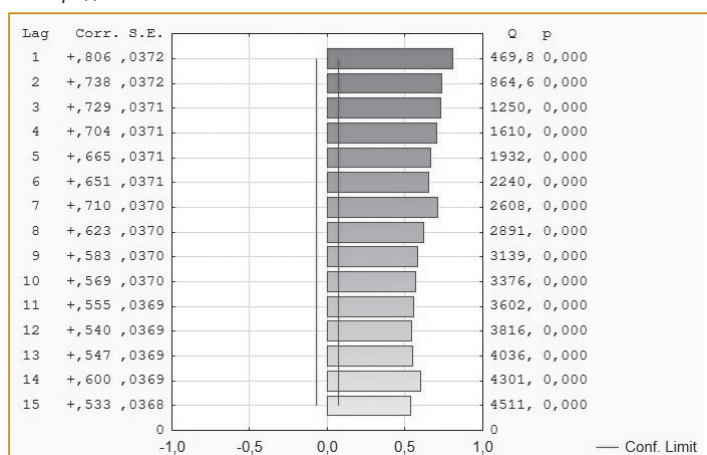


Рис. 2. Функция автокорреляции временного ряда

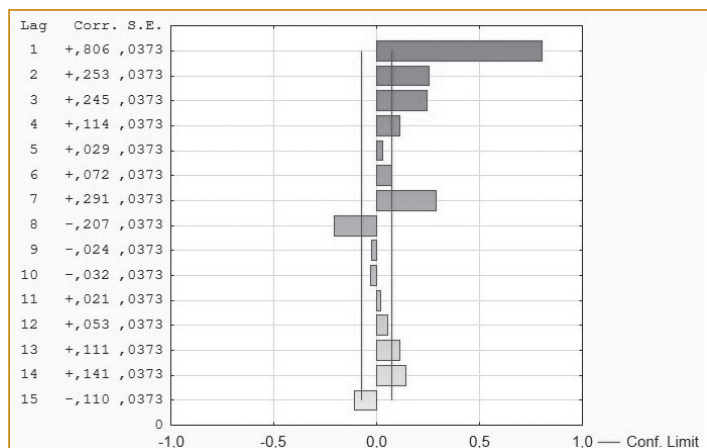


Рис. 3. Функция частной автокорреляции временного ряда

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

$$\Delta^d y_t = \varphi_0 + \sum_{i=1}^p \varphi_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \omega_i \Delta^d \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

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

Последовательность значений получаемого исходного ряда в форме $ARIMA(p, d, q)$ после интегрирования ряда образует $ARMA(p, q)$. Одним из основных достоинств модели вида $ARIMA$ является возможность достаточно точно описывать поведение нестационарных временных рядов, которые характерны для цены электроэнергии (включая учет сезонности, цикличности и т.д.).

Как следует из приведенных соотношений (2-4), авторегрессионные модели учитывают влияние факторов лишь косвенно. Между тем выдвижение гипотезы о наличии таких факторов (например, зависимость цены от климатических условий, сезонности, от объемов производства и потребления, от стоимости топлива, от курса валют и др.) вполне ожидаемо. Различные факторы имеют весьма различное влияние на модель в зависимости от стран и регионов. Например, следует ожидать значительного влияния климатических условий именно в тех регионах, где генерация в основном представлена ГЭС, как в Западной Сибири, или значительная доля электроэнергии производится на солнечных электростанциях, как на Алтае и в Оренбургской области.

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

$$y = \eta\{X, \Theta\} + \varepsilon, \quad (5)$$

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

$$-\infty < \beta_i < +\infty, i = \overline{1, n}. \quad (6)$$

Ограничимся линейно-параметризованными регрессионными моделями:

$$\eta\{X, \Theta\} = \sum_{i=1}^n \beta_i f_i(X), \quad (7)$$

где f_i - базисные функции.

В этом случае соотношение (5) перепишем в виде линейно-параметризованного уравнения множественной регрессии:

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i f_i(X) + \varepsilon. \quad (8)$$

Прогноз по авторегрессионным моделям для российского рынка электроэнергии

В качестве примера выбрана Белгородская область. Для построения МП взяты данные из открытого доступа [12] за 2016 и 2017 гг. Построенный графически ВР представлен на рис. 1.

На первом этапе построения модели типа $ARIMA$ необходимо получить стационарный ВР. Проведем анализ автокорреляционной (АКФ) (рис. 2) и частной

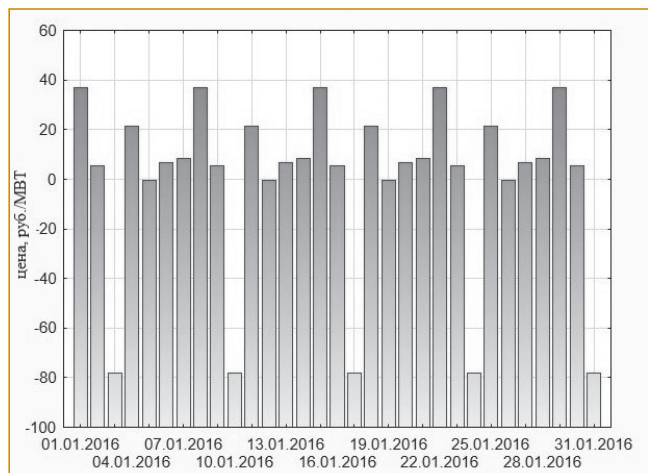


Рис. 4. BP центрированной цены электроэнергии за январь 2016 г.

(ЧАКФ) (рис. 3) функций. Отсутствие быстрого затухания значений АКФ является важным признаком нестационарности ВР и может быть принято в качестве первого теста на стационарность. В качестве дополнительного второго теста на стационарность можно использовать расширенный тест Дики-Фуллера.

Гистограмма АКФ (рис. 2) (иногда называют корелогограммой — график зависимости значений коэффициентов автокорреляции от величины лага) показывает сильную коррелированность компонентов ВР, так как все лаги направлены в одну сторону и имеют большие значения. Напомним, что лаг временного ряда есть сдвиг во времени на некоторое число периодов. Следовательно, согласно виду АКФ и ЧАКФ, исходный ВР классифицируется как нестационарный и не может быть применим в таком виде для дальнейшей обработки. Для приведения ВР в стационарный вид проделан ряд преобразований: дифференцирование, где последовательные увеличения порядка взятия разности определило параметр d модели; 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, например, что стоимость электроэнергии в пятницу максимальна (01.01.2016 — пятница), а в воскресенье имеет минимальные значения. Это подтверждает извлеченную из вида АКФ и ЧАКФ информацию о выделяющихся значениях с лагом 7, и данный факт может быть учтен при дальнейших операциях над ВР.

Далее итеративно, в силу отсутствия общих рекомендаций, производится подбор параметров p и q по мере минимизации ошибки MAPE (1). В результате, получена модель вида $ARIMA(1,1,1)$. Подтвердив, что параметры модели значимы, 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. Попытаемся улучшить прогноз за счет учета

фактора сезонности — отопительный и неотопительный сезоны. Из всей выборки 2016...2017 гг. формируем выборку отопительного сезона [январь - март] и [октябрь - декабрь]. Полученная в результате модель вида $ARIMA(1,1,1)$ обеспечила снижение ошибки прогнозирования до MAPE = 6,14%, что соответствует лучшим значениям из табл. 1 и 2.

Попытаемся улучшить полученный результат за счет учета дня недели. Формируем выборку только по понедельникам (например) отопительного периода размерностью 50 значений. По результатам идентификации определена модель вида $ARIMA(0,1,0)$. Однако ошибка MAPE не снизилась, а увеличилась до значения 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.

Вместе с тем, 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 таких моделей. Проведем дополнительное исследование, взяв за основу следующую структуру комбинированной регрессионной модели прогноза (КРМП):

$$y_t = \varphi_0 + at + b_1 z_1 + \dots + b_n z_n + c_1 x_1 + \dots + c_m x_m + \varepsilon_t \quad (9)$$

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 (9) предлагается соотносить с общепринятыми для этих целей уровнями статистической значимости $\alpha=0,05$ и $q=0,01$.

В конечной цене на электроэнергию в Европейской части России выделим основные фактора:

- *цена на газ*. Проанализировать цены 2016...2017 гг. представляется возможным, поскольку они размещены в открытом доступе. Цены на газ были отсортированы по сезонам и дням недели аналогично данным по цене на электроэнергию;

- *курс валют*, а именно, курс евро в силу того, что на многих электростанциях устанавливается газотурбинное оборудование зарубежного производства. Так, например, 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;



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

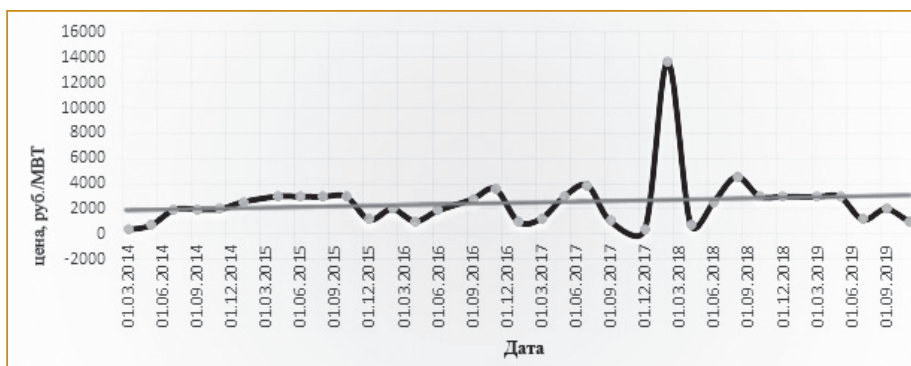


Рис. 6. Индексированный временной ряд суточных цен

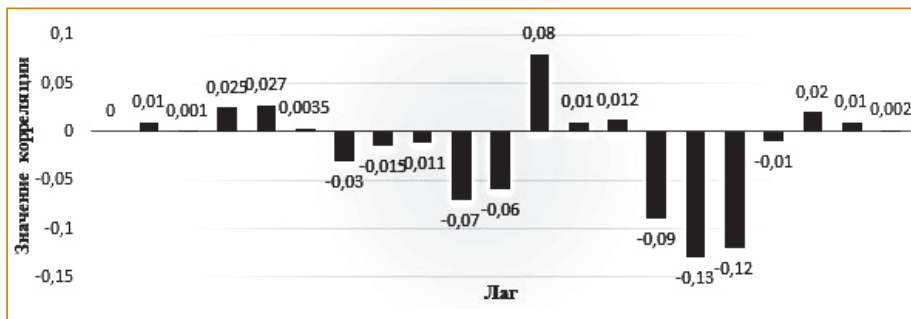


Рис. 7. ЧАКФ индексированных суточных цен

- *метеорологические условия*. Следует ожидать связь погодных условий и значений выработки и потребления электроэнергии, а значит цены электроэнергии, что также в значительной степени зависит от конкретного региона и определяется сложившейся структурой генерации и структурой потребления электроэнергии;

- *спрос и предложения*. Объем потребления и генерации имеют прямое влияние на цену электроэнергии, так как формирование цены происходит 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, которые достаточно хорошо

формализуемы и допускают применение известных многочисленных программных продуктов, что позволяет автоматизировать процесс. В данном исследовании использовался программный пакет *PI System* компании OSI Soft (США). Пакет 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 на электроэнергию, соотнесенные с наиболее значимыми факторами Белгородской области за 2014...2019 гг. (x_2 — длина светового дня, x_3 — цена газа, x_5 — курс евро). ВР суточных цен на электроэнергию в силу длительного интервала времени был индексирован и представлен на рис. 6, а его ЧАКФ на рис. 7.

Получена соответствующая (9) модель КРМП:

$$y_t = 609.78 + 0.005t + 29.75z_1 + 22.05z_2 + 17.56z_3 + 21.65z_4 + 17.33z_5 + 10.92z_6 - 41.88z_7 + 0.07x_2 + 0.009x_3 + 6.72x_5 + \varepsilon_t. \quad (10)$$

Модель (10) была протестирована на точность прогноза по интервалу сентябрь 2018 г. - июнь 2019 г. (рис. 8).

Оценка ошибки прогнозирования составила $MAPE=9,2\%$, что сопоставимо с данными табл. 1 и 2. В исследовании не получен выигрыш в точности прогнозирования по сравнению с предыдущими результатами. Однако отметим, что специфическая форма КРМП (9) позволяет проводить наглядный анализ влияния избранных факторов на формирование цены электроэнергии.

Интерпретация возможных прогнозов цены по КРМП

Выявлено, что временной тренд в (10) не является значимой компонентой. Следовательно, в 2018...2019 гг. на рынке Белгородской области не сформировалась определенной динамики цен на электроэнергию. В то же время полностью исключать данный фактор из КРМП нецелесообразно.

Все будние дни недели значимо отличаются от воскресенья (выходной день). В понедельник цена

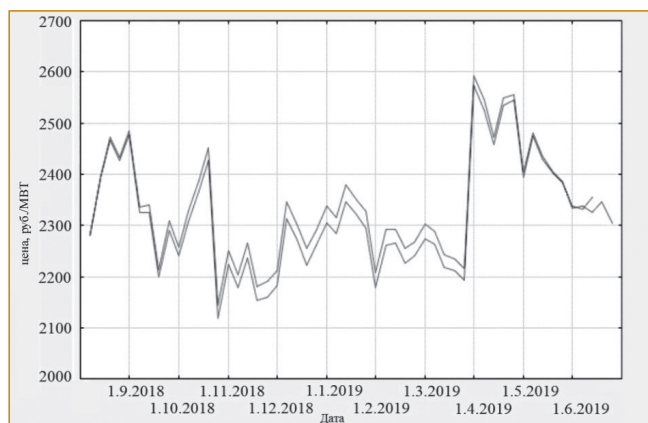


Рис. 8. Фактические и прогнозные значения, MAPE = 9,2%

электроэнергии оказывается выше на 29,75 руб., во вторник - на 22,055 руб., в среду - на 17,56 руб., в четверг - на 21,65 руб., а в пятницу - на 17,33 руб. И даже во второй выходной день, субботу, цена выше воскресной на 10,92 руб. Равновесная цена рынка на сутки вперед в официальный выходной день (воскресенье) снижается еще на 41,88 руб. Увеличение длины светового дня на минуту увеличивает равновесную цену в среднем на 7 коп. 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 руб.

Выводы

Рассмотренные разнотипные математические модели прогнозирования цены электроэнергии рынка РФ показали достаточный уровень точности. Сравнение моделей по достигнутой точности не обосновывает 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 является принципиальным преимуществом при выборе типа модели прогноза. Полученные результаты, хотя и ограничены рассмотрением рынка Белгородской области, но показали результат по достижимой точности прогноза не хуже, а в основном даже лучше, чем большинство представленных в обзоре

результатов по Европейским рынкам электроэнергии. Обосновано рассмотрение комбинированных регрессионных моделей в качестве инструмента анализа влияния отдельных факторов, формирующих цену электроэнергии на прогнозируемый период. При этом уровень точности комбинированных моделей соответствует достигнутым в настоящее время уровням точности прогноза цены электроэнергии.

Список литературы

1. Karakatsani N., Bunn D. Forecasting Electricity Prices: The Impact of Fundamentals and Time-varying Coefficients // International Journal of Forecasting. 2008. V. 24. Pp. 764–785.
2. Weron R., Misiorek A. Forecasting Spot Electricity Prices: A Comparison of Parametric and Semiparametric Time Series Models // International Journal of Forecasting. 2008. Vol. 24. Pp. 744–763.
3. Conejo A., Contreras J., Espinola R., Plazas M. Forecasting Electricity Prices for a Day-ahead Pool-based Electric Energy Market // International Journal of Forecasting. 2005. V. 21. Pp. 435–462.
4. Tan Z., Zhang J., Wang J., Xu J. Day-ahead Electricity Price Forecasting Using Wavelet Transform Combined with ARIMA and GARCH Models // Applied Energy. 2010. V. 87. Pp. 3606–3610.
5. 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.
6. Nogales F., Contreras J., Conejo A., Espinola R. Forecasting Next-day Electricity Prices by Time Series models // IEEE Transactions on power systems. 2002. V. 17. No. 2. Pp. 342–348.
7. García-Martos C., Rodríguez J., Sánchez M. Modelling and Forecasting Fossil Fuels, CO2 and Electricity Prices and their Volatilities // Applied Energy. 2013. V. 101. Pp. 363–375.
8. 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.
9. Koopman S., Ooms M., Carnero M. Periodic Seasonal Reg-ARFIMA-GARCH Models for Daily Electricity Spot Prices // Journal of the American Statistical Association. 2007. V. 102. No. 477. Pp. 16–27.
10. Cuaresma J., Hlouskova J., Kossmeier S., Obersteiner M. Forecasting Electricity Spot-prices Using Linear Univariate Time-series Models // Applied Energy. 2004. V. 77. Pp. 87–106.
11. Дробыш И.И. Статистические модели прогнозирования цен на оптовых рынках электроэнергии: российский и зарубежный опыт // Вестник Южно-Уральского государственного университета. 2017. Т. 11. №3. С. 41–54.
12. База тарифов на электроэнергию. <http://time2save.ru/calculators/nereguliruemie-ceni-na-elektroenergiu>.

Шихин Владимир Анатольевич — канд. техн. наук, доцент кафедры управления и интеллектуальных технологий, **Шихина Анна Владимировна** — аспирант кафедры управления и интеллектуальных технологий НИУ МЭИ,

Кузалис Анастасиос — профессор TUF, Nicosia, Kyp. E-mail: ShikhinVA@mpei.ru, ShikhinaAV@mail.ru, Kouzalis@cytanet.