

СТАТИСТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕН НА ОПТОВЫХ РЫНКАХ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ: РОССИЙСКИЙ И ЗАРУБЕЖНЫЙ ОПЫТ

И.И. Дробыш

*Институт системного анализа Федерального исследовательского центра
Информатики и управления Российской академии наук, г. Москва, Россия*

Предмет. В статье анализируются проблемы построения прогноза цен на электроэнергию в пределах функционирования оптового рынка. Задача прогнозирования будущих цен на электроэнергию является основой для планирования своей деятельности субъектами электроэнергетики (подаче заявок на покупку или продажу электроэнергии, заключении двусторонних контрактов, выборе режимов потребления электроэнергии и работы электростанций).

Цели. Детальный анализ построения статистических моделей прогнозирования цен на электроэнергию с учетом российского и зарубежного опыта.

Методология. Методологической основой стали исследование и систематизация научных трудов российских и зарубежных авторов.

Результаты. Выделены основные этапы процесса построения статистических моделей прогнозирования цен на электроэнергию: анализ характеристик временных рядов, первичная корректировка рядов и учет сезонности, выбор статистической модели прогнозирования, в том числе временных параметров (глубина используемых данных, горизонт прогноза) и экзогенных переменных, оценка точности модели. Осуществлена систематизация подходов учета периодичности рядов и статистических моделей прогнозирования цен, а также анализ включенных экзогенных переменных.

Выводы. Модель прогнозирования строится с учетом характеристик рядов цен конкретного оптового рынка. Объединение интегрированной модели авторегрессии – скользящего среднего и модели обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности позволяет улавливать многие важные особенности рядов. Данный подход широко распространен и успешно используется. В ряде работ отмечено, что вейвлет-преобразования в сочетании с указанным подходом улучшают точность прогноза. Однако безусловных доказательств превосходства по точности прогнозирования какой-либо одной модели над остальными не выявлено. В большинстве работ в качестве экзогенных переменных использовались объем спроса, реже погодные переменные и цена на топливо. Отдельные работы уделили внимание вопросам технологических характеристик рынков, проявления рыночной силы производителями и особенностей правил рынков. Эти вопросы заслуживают дальнейшей проработки при построении моделей прогнозирования.

Ключевые слова: оптовый рынок, электроэнергия, цена, характеристики временных рядов, модель прогнозирования, авторегрессия, обобщенная авторегрессионная условная гетероскедастичность, вейвлет-преобразование, точность модели, экзогенные переменные.

Введение

После реструктуризации электроэнергетики различные субъекты, в основном генерирующие компании и крупные потребители, взаимодействуют через оптовый рынок, участвуя в формировании цен на электроэнергию. На рынке субъекты подают заявки на покупку или продажу электроэнергии. На основе полученных заявок администратор торгов устанавливает цену, уравнивающую спрос и предложение. Исходя из нее, в дальнейшем осуществляются взаиморасчеты между участниками. Равновесная цена на оптовом рынке электроэнергии зависит от ее стоимости на электростанциях, замыкающих баланс мощности в энергосистеме. При этом в первую очередь загружаются наиболее экономически эффективные генерирующие единицы.

В современных условиях либерализации отношений между субъектами электроэнергетики прогнозирование конъюнктуры рынка электроэнергии стало широкой областью научных исследований. Прогноз цены на электроэнергию в мо-

мент поставки относительно текущего уровня учитывается при выборе стратегии деятельности субъектов (планировании режима работы оборудования и ремонтов, формировании заявок на продажу или покупку, заключении свободных двусторонних договоров, фьючерсных контрактов и др.).

Истоки современных подходов к моделированию цен в электроэнергетике лежат в области экономических и инженерных наук. Сложность построения моделей состоит в адаптации применяемых ранее моделей для новой системы взаимоотношений в электроэнергетике. Необходимо учитывать переход от регулируемой основы к рыночной, а также особенности рынка электрической энергии, под который проектируется модель. При создании экономических моделей прогнозирования цен на рынке электроэнергии следует учитывать специфику производственных процессов выработки и передачи электроэнергии [1].

Существующие модели прогнозирования цен на электроэнергию очень разнообразны. В соответствии с классификацией, предложенной С. Аг-

гарвалом, все модели подразделяются на три основные группы: модели, основанные на теории игр; модели прогнозирования временных рядов и модели, основанные на имитационном моделировании [2]. Модели прогнозирования временных рядов включают статистические модели и модели, основанные на искусственном интеллекте.

Наиболее широко применяются статистические модели прогнозирования цен на электроэнергию. Также результаты анализа в данной области представляют наибольший интерес при разработке методов оценки риска для рынка электрической энергии. Далее в работе будет осуществлен детальный обзор научных исследований статистических моделей прогнозирования цен, остальные модели будут освещены кратко.

В *моделях, основанных на теории игр*, моделируются стратегии поведения участников оптового рынка электрической энергии. С использованием различных моделей достижения равновесия учитывается влияние поведения отдельных производителей на равновесную цену [2–4].

В *моделях, основанных на имитационном моделировании*, строится достаточно точная модель энергосистемы. Принимаются во внимание физические явления, управляющие процессами производства и передачи электрической энергии. К преимуществу этих моделей относится то, что они обеспечивают детальное понимание процесса формирования цен на электроэнергию. Существенными недостатками являются: сложность реализации имитационной модели (требуются существенные затраты на создание и поддержание в актуальном состоянии информационной базы, необходимой для наполнения модели), высокая вычислительная сложность и издержки [2, 5].

Модели, основанные на искусственном интеллекте, относятся к группе *моделей прогнозирования временных рядов*. Модели данной группы при построении прогноза цены на электроэнергию используют ретроспективные значения цены на электроэнергию, а также экзогенные переменные. Наиболее известная среди моделей, основанных на искусственном интеллекте, – модель искусственной нейронной сети (Artificial Neural Network – ANN). Искусственная нейронная сеть представляет собой математическую модель, которая имеет сходство с функционированием человеческого мозга. Модели, основанные на искусственном интеллекте, способны учитывать наличие нелинейных зависимостей между входными и выходными параметрами. Недостаток моделей в том, что функциональная форма этих зависимостей является неясной. Поэтому дальнейший ее анализ, например, анализ чувствительности, представляется затруднительным [2, 6].

Для детального обзора научных исследований *статистических моделей* прогнозирования цен были использованы сведения, изложенные в два-

дцати двух российских и зарубежных статьях. В ходе анализа основное внимание обращалось на российский [7, 8], австралийский [9], американские¹ и европейские² оптовые рынки электроэнергии. Исследовались характеристики временных рядов цен на электроэнергию, влияние сезонности и других параметров на цены оптовых рынков. Осуществлен анализ используемых моделей и их точности прогнозирования.

В шестнадцати научных статьях модели прогнозирования цен на электроэнергию построены на данных какого-либо одного оптового рынка. В пяти статьях рассматриваются модели, адаптированные для двух оптовых рынков, и в одной – для четырех рынков. Наибольшее количество статей посвящено рынку электроэнергии в Калифорнии в связи с кризисом 2000 г.

1. Характеристики временных рядов цен на электроэнергию на оптовых рынках

На динамику спроса на электроэнергию значительно влияют экономическая и хозяйственная активность, а также погодные условия. Эти ключевые факторы объясняют высокую частоту колебаний цен на электроэнергию, отмеченную для всех оптовых рынков. Различают суточную, недельную и сезонную периодичность. В ряде работ также отмечались колебания цен в праздничные дни – календарные эффекты (оптовые рынки Калифорнии (США), PJM (США) и Испании) [13, 14].

Практически все исследуемые ряды цен на электроэнергию (как часовых, так и среднесуточных) имеют распределения, отличные от нормального с наличием пиков и тяжелыми хвостами. Неоднозначными остались выводы по оптовому рынку IPEX в Италии. В работе А. Петрелла на данных 2004–2008 гг. показано, что для среднесуточных цен гипотеза о нормальном распределении не отклоняется. При этом для часовых цен наблюдается распределение, отличное от нормального с высокими коэффициентами эксцесса и асимметрии [27]. Однако в работе А. Гиенфреда доказывалось, что среднесуточные медианные цены за 2007–2008 гг. обладают распределением, отличным от нормального [26].

Ряды цен характеризуются положительными коэффициентами эксцесса – от умеренных значений (на оптовых рынках MISO (США), Великобритании) до высоких значений (на оптовых рынках Калифорнии (США), Новой Англии (США), LPE/EEX (Германия/Европа), Австралии). При

¹ Рынок Калифорнии [10–16], Новой Англии [17], Pennsylvania-NewJersey-Maryland – PJM [6, 18], Midwest Independent Transmission System Operator – MISO [19].

² Рынок Великобритании [20, 21], Испании [10, 11, 14, 18, 22], NordPool (Скандинавия) [16, 23], Leipzig Power Exchange – LPE/European Energy Exchange – EEX (Германия/Европа) [23–25], Powernext (Франция) [23], Amsterdam Power Exchange – APX (Нидерланды) [23], Iberian Power Exchange – IPEX (Италия) [26, 27].

этом коэффициент эксцесса для оптового рынка Австралии примерно в 40 раз выше соответствующего значения для оптового рынка MISO (США). Австралийский рынок характеризуется наиболее частыми резкими пиками и тяжелыми хвостами распределения.

Функции распределения цен на электроэнергию обладают асимметрией вправо (положительный коэффициент асимметрии). Самый высокий коэффициент асимметрии также наблюдается на австралийском рынке.

На долгосрочном горизонте цены на электроэнергию показывают свойство возвращения к среднему значению, аппроксимируя средний уровень (иногда изменяющийся во времени). Эта особенность отмечена в работах, анализирующих оптовые рынки России, Калифорнии (США), NordPool (Скандинавия), LPE/EEX (Германия/Европа), Powernext (Франции), APX (Нидерланды) и IPEX (Италии). При увеличении спроса на электроэнергию загружаются более дорогие генерирующие единицы, что приводит к росту равновесной цены на электроэнергию. По мере снижения спроса его удовлетворяют более дешевые генерирующие единицы. При этом на динамику спроса влияет изменение погодных условий, которое представляет собой циклический процесс, возвращающийся к среднему значению. Изменение во времени условного среднего значения цен освещено в статьях по оптовым рынкам Калифорнии (США), PJM (США), Испании.

На отдельных оптовых рынках, Калифорнии (США) и MISO (США и Канада) зафиксированы случаи отрицательных цен на электроэнергию.

Высокая и изменяющаяся во времени волатильность, а также кластеризация волатильности характерна для всех оптовых рынков электроэнергии. Наблюдаемые резкие кратковременные скачки цен могут быть вызваны погодными условиями, внеплановыми остановками генерирующего оборудования или авариями в системе передачи электроэнергии. В связи с преобладанием гидрогенерации цены на оптовом рынке NordPool (Скандинавия) имеют более устойчивый характер в сравнении с другими европейскими рынками.

Отдельного внимания заслуживают эффект обратного рычага и долгосрочной памяти³, которые являются менее изученными свойствами цен на оптовых рынках электроэнергии. Обратный эффект рычага означает, что волатильность цен увеличивается в большей степени при позитивных шоках, чем при негативных. Позитивные шоки в цене отражают позитивные шоки в спросе на элек-

троэнергию. При увеличении спроса используются дополнительные генерирующие мощности с более высокими маржинальными издержками. Это и приводит к увеличению волатильности [13, 17, 19]. Обратный эффект рычага исследовался для оптовых рынков Калифорнии (США), Новой Англии (США), MISO (США) и IPEX (Италия). На рынках США наличие данного эффекта подтвердилось. Для итальянского оптового рынка получены противоречивые результаты: в работе А. Петрелла обнаружен обратный эффект рычага [27]; в работе А. Гиенфреда отмечается, что обратный эффект рычага не выявлен [26]. Свойство долгосрочной памяти исследовалось на четырех оптовых рынках электроэнергии. На рынках NordPool (Скандинавия), LPE/EEX (Германия/Европа), IPEX (Италия) в ценах на электроэнергию обнаружена долгосрочная память. В Великобритании свойство долгосрочной памяти не выявлено.

Характеристики рядов цен на электроэнергию, такие как изменяющиеся во времени волатильность и в некоторых случаях условное среднее значение подтверждают их нестационарность (стационарность – свойство процесса не менять свои характеристики со временем). Однако в работах по исследованию оптовых рынков электроэнергии Великобритании, Австралии и Италии, в которых проверялась нулевая гипотеза о наличии единичного корня (подтверждающего нестационарность ряда), она отклонялась [9, 20, 27].

2. Первичная корректировка рядов и учет сезонности

В связи со сложными характеристиками временных рядов цен на электроэнергию часто непосредственному построению модели прогноза предшествует первичная корректировка рядов.

Логарифмирование применяется к исходным рядам данных для получения более устойчивой волатильности [10, 14, 24].

Взятие разности исходного ряда (в моделях ARIMA⁴ использование оператора разности) позволяет приблизить его к стационарному, повысить устойчивость условного среднего значения [6, 8, 10, 11, 18, 19, 23, 26].

В отдельных работах в целях сглаживания результата выполнено удаление выбросов в анализируемых рядах цен [14], а для удобства анализа – центрирование исходного ряда [16].

Для учета периодичности в ценах на электроэнергию используются следующие подходы:

- включение в модель фиктивных переменных, учитывающих часы суток, дни недели, календарные праздничные дни и др.;
- расщепление исходного ряда на отдельные компоненты, в том числе и компоненты сезонно-

³ Долгосрочная или длинная память – свойство, описывающее корреляционную структуру высокого порядка временного ряда. В случае если ряд обладает долгосрочной памятью, то существует зависимость даже между далеко отстоящими друг от друга во времени наблюдениями [28].

⁴ Autoregressive integrated moving average, интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего. Модель ARIMA подробнее рассмотрена в разделе 3.

сти, с последующим построением прогнозов для полученных рядов;

- включение в модель ретроспективных данных – лагов, последовательных, или распределенных;

- комбинирование перечисленных подходов.

В некоторых работах учет суточной периодичности осуществляется построением прогноза для 24 рядов цен, а в случае Великобритании – 48 [16, 20, 24].

Многие исследователи включают в свои модели прогноза цен фиктивные переменные часов суток, дней недели, календарных праздничных дней, иногда месяцев года и аналогичные им [7, 9, 13, 16, 23, 24, 26, 27].

При разложении исходного ряда на составные компоненты (низкочастотные и высокочастотные) достаточно полезным инструментом показало себя вейвлет-преобразование [18, 21]. В работе Ф. Лиси приведен обширный обзор подходов к разложению цен на электроэнергию на три компоненты: долгосрочную, недельную и компоненту, отражающую календарные эффекты [29].

Включение лагов в модели позволяет уловить суточную, недельную, а также более долгосрочную периодичность. В некоторых исследованиях моделей прогнозирования часовых цен включены лаги до 504 [11, 17]. В каком-либо виде лаги используются практически во всех рассматриваемых моделях прогноза цен.

3. Модели прогнозирования цен на электроэнергию

Условно модели прогнозирования цен на электроэнергию можно подразделить на несколько основных групп:

- регрессионные модели: линейная и нелинейная регрессия, множественная регрессия, динамическая регрессия и др.;

- одномерные авторегрессионные модели: модель авторегрессии (Autoregressive – AR), модель авторегрессии – скользящего среднего (Autoregressive moving-average – ARMA), интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего (Autoregressive integrated moving average – ARIMA), дробно-интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего (Autoregressive fractionally integrated moving average – ARFIMA);

- одномерные модели с прыжковыми компонентами: модель, использующая процесс Орнштейна-Уленбека с компонентой прыжков на основе пуассоновского процесса фиксированной и переменной интенсивности, модель прыжковой диффузии с возвращением к среднему значению (Mean-reverting jump diffusions – MRJD)⁵, авторег-

рессионные модели с компонентой прыжков на основе пуассоновского процесса;

- авторегрессионные модели и модели с прыжковыми компонентами с включением экзогенных переменных: ARX, ARMAX, ARIMAX, ARFIMAX, MRJDX и др.;

- многомерная векторная интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего (VectorARIMA);

- модели с условной гетероскедастичностью: симметричные и асимметричные спецификации ARMA-GARCH моделей, ARIMA-GARCH моделей; многомерная векторная VectorARIMA-GARCH модель;

- модели на основе вейвлет-преобразования (Wavelet transform – WT);

- модели с марковским переключением режимов;

- модель экстраполяции по методу максимума подобия.

Регрессионные модели основаны на наличии взаимосвязи между зависимой переменной (ценой на электроэнергию) и одной или рядом независимых переменных (которые известны или могут быть оценены). Цена моделируется как функция от этих переменных:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^{i=n} \alpha_i x_{it} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где c – константа, α_i – i -й коэффициент регрессии, x_i – регрессоры (независимые переменные), ε_t – ошибка.

Объясняющие независимые переменные усугубляются на основе корреляционного анализа взаимосвязей между ними и зависимой переменной.

Модель авторегрессии AR(p) – модель временных рядов, в которой значения временного ряда в данный момент времени линейно зависят от предыдущих значений этого ряда:

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

где c – константа, α_i – i -й коэффициент модели, ε_t – ошибка.

Модель авторегрессии – скользящего среднего ARMA(p,q) обобщает две более простые модели временных рядов – модель авторегрессии AR(p) и модель скользящего среднего MA(q):

$$y_t = c + \sum_{i=1}^{i=p} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^{j=q} \beta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t. \quad (3)$$

Модель ARMA может интерпретироваться как линейная модель множественной регрессии, в которой в качестве объясняющих переменных выступают прошлые значения самой зависимой переменной, а в качестве регрессионного остатка –

⁵ Предполагается, что броуновское движение объясняет малые колебания вокруг долгосрочного тренда, а пуассоновский процесс нечастые, но резкие скачки.

скользящие средние из элементов белого шума. В случае, если модели AR и ARMA являются подходящими, их случайные ошибки представляют собой белый шум. Данные модели применимы к стационарным рядам. Однако, как показал анализ, временные ряды цен на электроэнергию обладают признаками нестационарных рядов.

В 1976 г. Дж. Бокс и Дж. Дженкинс разработали модель ARIMA [30]. Модели ARIMA применимы к интегрированным или разностно-стационарным временным рядам – нестационарным временным рядам, разности некоторого порядка от которого являются стационарными временными рядами. Модель ARIMA (p, d, q) имеет вид:

$$\Delta^d y_t = c + \sum_{i=1}^{i=p} \alpha_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{j=1}^{j=q} \beta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (4)$$

где Δ^d – оператор разности d -го порядка ($\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ – разность первого порядка).

При исследовании рядов целесообразно оценить стационарность ряда, наличие единичных корней, порядок интегрированности временного ряда. Если порядок интегрированности больше нуля, исходный ряд преобразуется взятием разности соответствующего порядка (на практике обычно применяется первый или второй порядок). Для полученного стационарного ряда строится модель ARMA. По сути, в модели ARIMA рассматривается эволюция приращения в ценах на электроэнергию вместо ценового значения. Если модель выбрана корректно, ее случайные ошибки должны вести себя как белый шум. Данная модель также может использоваться на временных рядах, в которых имеется ярко выраженная сезонная периодичность. Например, взятие разности t и $t - 24$ (или $t - 168$) позволяет учесть суточную (или недельную) периодичность. Модель ARIMA позволяет построить спецификации, учитывающие множественную сезонность. Это обобщение модели ARIMA иногда называют SARIMA (Seasonal ARIMA), и оно широко применяется для прогнозирования цен на рынках электроэнергии.

В 1980 г. С. Грейнджер предложил модель ARFIMA, допускающую существование нецелого параметра порядка интегрирования временного ряда. Эта модель дает возможность моделирования эффектов долгосрочной памяти [31].

В авторегрессионные модели можно включать экзогенные переменные (как их прогнозные значения, так и ретроспективные).

Поскольку многие рынки электроэнергии характеризуются резкими скачками в ценах, в некоторых работах акцентировалось внимание на моделировании прыжковых компонент при построении прогнозов цен [13, 16, 24].

В авторегрессионных моделях AR, ARMA, ARIMA и ARFIMA предполагается, что данные

обладают свойством гомоскедастичности. Они не принимают во внимание изменяющуюся во времени волатильность (гетероскедастичность), являющуюся важной особенностью рядов цен на оптовых рынках электроэнергии.

В 1982 г. Р. Энгл [32] разработал модель авторегрессионной условной гетероскедастичности (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – ARCH). Он предположил, что дисперсия случайной ошибки зависит от прежде реализованных квадратов случайных ошибок (т. е. за большими/маленькими ошибками следуют большие/маленькие ошибки). Модель остатков ARCH(k) выглядит следующим образом:

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad (5)$$

где σ_t – зависящее от времени стандартное отклонение, z_t – случайная величина, имеющая нормальное распределение, среднее значение, равное 0, и стандартное отклонение, равное 1;

$$\sigma_t^2 = \zeta_0 + \sum_{j=1}^{j=k} \eta_j \varepsilon_{t-j}^2, \quad (6)$$

где ζ_0 – константа, η_j – j -й коэффициент модели.

ARCH модель способна отражать изменение во времени волатильности доходностей и ее кластеризацию, а также тяжелые хвосты распределения, наблюдаемые на рыночных данных. В дальнейшем Т. Боллерслев [33] предложил модель обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity – GARCH). В GARCH модели текущая условная дисперсия случайной ошибки зависит не только от квадратов случайных ошибок, но также от предыдущих значений их дисперсий. Модель GARCH(m,k) имеет вид:

$$\sigma_t^2 = \zeta_0 + \sum_{i=1}^{i=m} \zeta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{j=k} \eta_j \varepsilon_{t-j}^2. \quad (7)$$

Объединенная ARMA-GARCH модель⁶ (ARIMA-GARCH, ARFIMA-GARCH или многомерная VectorARIMA-GARCH модель) позволяет учесть гетероскедастичность данных на оптовых рынках электроэнергии. Существуют спецификации GARCH моделей, способные улавливать асимметричные нелинейные эффекты, эффекты рычага [11, 17].

Применение моделей с вейвлет-преобразованием (Wavelet transform – WT) для прогнозирования цен на электроэнергию началось сравнительно недавно. Анализ на основе WT широко используется при обработке различных сигналов. Вейвлет-преобразование является альтерна-

⁶ Если для оценки условного прогнозного математического ожидания доходности используется AR модель, то GARCH модель применяется к остаткам AR модели. В случае модели ARMA после ее предварительного подбора требуется переоценка ARMA-GARCH модели.

тивной классического фурье-преобразования для анализа нестационарных рядов. Основное отличие между фурье-преобразованием и WT состоит в том, что первое использует постоянный уровень разрешения, а последнее – переменный. В 1988 г. С. Маллат описал технику применения переменного уровня разрешения (Multi-resolution technique). По этой технике разложение ряда осуществляется с помощью вейвлет-функций father и вейвлет-функций mother. Функции farther позволяют вывести низкочастотные компоненты ряда, функции mother – высокочастотные компоненты [6, 34].

В моделях прогнозирования цен с марковскими переключениями режимов определяется множество состояний процесса и вероятности переходов между состояниями. Структура цепи Маркова и вероятности перехода состояний определяют зависимость между будущим значением процесса и его текущим значением.

В основе модели экстраполяции по методу максимума подобия лежит следующее предположение: если общее влияние всего множества факторов в рассматриваемый период времени привело к определенному профилю процесса, то вероятно найдется период времени с профилем процесса, подобным рассматриваемому. В качестве меры подобия между последовательностями использован коэффициент линейной корреляции [8].

Ниже приведены критерии, используемые для проверки точности моделей прогнозирования цен на электроэнергию:

– MAE (Mean absolute error) – средняя абсолютная ошибка прогноза.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}}|. \text{ Обычно используют}$$

$$\text{суточную } DMAE = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} |y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}}|$$

$$\text{или недельную } WMAE = \frac{1}{168} \sum_{i=1}^{168} |y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}}|$$

ошибку.

– MAPE (Mean absolute percentage error) – средняя абсолютная ошибка в процентах.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}}}{y_{i, \text{факт}}} \right|. \text{ Обычно используют}$$

суточную DMAPE или недельную WMAPE ошибку.

– MSE (Mean squared error) – среднеквадратичная ошибка.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}})^2.$$

– RMSE (Root mean squared error) – квадратный корень из среднеквадратичной ошибки.

– TIC (Theil's inequality coefficient) – коэффициент расхождения Тейла.

$$TIC = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{i, \text{прогноз}} - y_{i, \text{факт}})^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_{i, \text{прогноз}}^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_{i, \text{факт}}^2}}.$$

В целях обеспечения сопоставимости в первую очередь приводятся безразмерные величины точности, в случае если они используются в статье (MAPE, DMAPE, WMAPE или TIC).

Регрессионные модели прогнозирования цен рассматривались в ряде работ [6, 7, 12, 14, 15, 20, 21]. Н. Айзенберг показала на примере ценовой зоны Сибири, что применение регрессионной модели без включения последовательных или распределенных лагов приводит к автокорреляции остатков. Включение лаговых значений цены значительно улучшило спецификацию модели: коэффициент детерминации R^2 увеличился с 0,393 до 0,725 [7]. Во всех остальных работах модели содержат значения ретроспективных данных в качестве объясняющих переменных. Поэтому эти регрессионные модели являются также авторегрессионными. А. Киан при построении регрессионной модели прогноза цен на оптовом рынке Калифорнии в качестве объясняющих переменных, помимо объемов спроса и производства, включил эластичность спроса по цене и оценку ценовых предложений основных поставщиков. При этом показана статистическая значимость коэффициентов регрессии [12]. С. Вусеник предложил разбить ряд цен на кусочно-линейные стационарные ряды с устойчивой взаимосвязью между ценой и объемом спроса, назвав их режимами. Цена моделировалась с применением различных регрессионных моделей для каждого режима. Величина точности модели: R^2 – от 0,68 до 0,8, MSE – от 53,7 до 93,9 [15]. Ч. Ким сначала применил вейвлет-преобразование к исходному ряду цен на оптовом рынке Великобритании, а затем для полученного ряда построил регрессионный полином второго порядка от прогнозного объема спроса. Величина точности: WMAPE – от 2,49 до 11,11 % [21]. Н. Каракатсани включил в число объясняющих переменных значение объема спроса и его квадрат, а также ряд других переменных⁷. Он сравнил применение множественной регрессии с постоянными и изменяющимися во времени коэффициентами (на ос-

⁷ Уклон объема спроса (разность первого порядка), кривизна объема спроса (разность второго порядка), условная волатильность спроса (оценка на ретроспективных данных), разность между располагаемой мощностью и максимальной нагрузкой (прогноз системного оператора, ретроспективные данные), резерв или дефицит мощности (основан на квартале отношения вышеуказанной разности к нагрузке). Кроме ретроспективных цен включены оценки волатильности цен, а также спрэд – разница между двумя неравновесными ценами для дефицита электроэнергии и излишка электроэнергии.

нове случайного блуждания и переключения режимов). При этом установил, что динамические спецификации модели дают более точные результаты (с величиной $MAPE$ от 3,56 % до 8,12 %) [20].

Х. Контрерас, Ф. Ногалес, А. Конеджо проверили модель ARIMA, модель динамической регрессии и модель функции преобразования для построения прогноза часовых цен на оптовых рынках Калифорнии (США), PJM (США) и Испании:

- Ф. Ногалес предложил две модели прогнозирования цен на электроэнергию – модель динамической регрессии (Dynamic regression – DR) и модель функции преобразования (Transfer function – TF). В модели динамической регрессии цены на электроэнергию в текущий момент времени связаны со значениями ретроспективных цен и объемов спроса. В модели функции преобразования текущее значение цены представлено в виде суммы двух слагаемых. Первое слагаемое связывает текущее значение цены с ретроспективными объемами спроса. Второе слагаемое представляет собой остаточный член, который следует процессу ARMA, и устанавливает взаимосвязь между текущим значением цены и прошлыми случайными ошибками, а также между текущим значением цены и ретроспективными значениями цены. На оптовых рынках Калифорнии и Испании обе модели показали близкие результаты. Величина точности по моделям: на рынке Калифорнии $DMAPE$ – от 1,9 до 4,0 %, на рынке Испании $DMAPE$ – от 3,6 до 8,7 % [14];

- Х. Контрерас применил модель ARIMA для прогнозирования часовых цен на оптовых рынках Калифорнии и Испании (с включением экзогенных переменных и без них). В качестве экзогенных переменных включил объем спроса, а для испанского рынка добавил объем производства электроэнергии гидроэлектростанциями. На испанском рынке модель с экзогенными переменными дает более точные результаты только в периоды высокой корреляции между ценой на электроэнергию и объемом производства гидроэлектростанциями. Величина точности по моделям: на рынке Калифорнии $WMAPE$ – от 5,21 до 21,03 % в модели с включением экзогенных переменных и от 5,01 до 15,65 % без них, на рынке Испании $WMAPE$ – от 7,75 до 14,68 % в модели с включением экзогенных переменных и от 4,99 до 19,37 % без них [10];

- А. Конеджо исследовал пять моделей прогнозирования цен на электроэнергию на рынке PJM (США): модель ARIMA, модель динамической регрессии (DR), модель функции преобразования (TF), модель нейронной сети (ANN) и модель вейвлет-преобразования (WT). В качестве экзогенной переменной рассматривался объем спроса. В модели ARIMA и модели нейронной сети данные об объеме спроса значительно не улучшили точность прогноза. Поэтому эти две модели построены только на основе ретроспектив-

ных данных о цене электроэнергии. Наиболее точные прогнозы дали модели DR и TF (величина $WMAPE$ от 4,45 до 9,72 %), наименее точные – модель ANN (величина $WMAPE$ от 8,73 до 32,54 %). Недостаточную аккуратность последней модели авторы объяснили сложностью настройки ее корректной работы [6].

И. Куаресма, исследуя цены на оптовом рынке Германии, включил в модель ARMA прыжковую компоненту на основе пуассоновского процесса, что позволило несколько улучшить точность прогноза. Величина $WMAE$ уменьшилась с 2,75 до 2,65 % [24].

Р. Верон исследовал применение стандартных авторегрессионных моделей, их расширенных модификаций (AR модель с предварительной обработкой скачков (Spike preprocessed AR – p-AR), пороговая AR модель (Threshold AR – TAR), модель прыжковой диффузии с возвращением к среднему значению (Mean-reverting jump diffusions – MRJD)), а также полупараметрических моделей на основе ядерного сглаживания IHMAR и SNAR для прогнозирования цен на оптовых рынках Калифорнии и Скандинавии. В p-AR модели до определения ее коэффициентов к данным применяется предварительная схема сглаживания⁸. TAR является моделью с переключениями режимов. Авторами выбрано два режима (базовый с ценами ниже порогового значения и режим скачков с ценами, превышающими пороговое значение), для каждого из которых коэффициенты модели подбираются отдельно. В модели MRJD предполагается, что броуновское движение объясняет малые колебания вокруг долгосрочного тренда, а пуассоновский процесс – нечастые, но резкие скачки в ценах. Интерес к использованию полупараметрических моделей обусловлен тем, что непараметрическая ядерная оценка потенциально может обеспечить лучшую подгонку к эмпирическим данным, чем параметрическое распределение. Все рассмотренные модели строились в двух вариантах: без включения экзогенных переменных и с включением (объем спроса на рынке Калифорнии, температура на рынке Скандинавии). Лучшую точность прогноза в Калифорнии показала p-ARX модель (величина $WMAPE = 12,96\%$), в Скандинавии – полупараметрические модели на основе ядерного сглаживания (величина $WMAPE$ от 4,04 до 4,16 %) [16].

В трех научных статьях для прогнозирования условного среднего и волатильности цен на электроэнергию исследованы модели условной гетероскедастичности без экзогенных переменных:

⁸ Все цены $P_t > T$ во временном ряде заменяются на

$$P_t = T + T \log_{10} \frac{P_t}{T}.$$

- Н. Боуден на данных оптового рынка MISO (США и Канада) показал, что при сравнении ARIMA и ARIMA-EGARCH(-M) моделей последняя дает лучшие результаты. Тесты ARIMA модели подтвердили условную гетероскедастичность остатков. Превосходство EGARCH модели указывает на асимметричную изменяющуюся во времени волатильность с присутствием обратного эффекта рычага в ценах на электроэнергию. Однако величина ошибки MAPE получилась достаточно высокой [19];

- А. Диангуе исследовал европейский рынок EEX, используя ARIMA-GARCH модель и k-факторную GIGARCH⁹ модель. Точность прогноза цен определялась с помощью квадратичного корня из среднеквадратичной ошибки. Наиболее точные результаты показала 3-факторная GIGARCH модель (с величиной точности RMSE от 3,63 до 15,29) [25];

- Х. Лью отметил, что нелинейные и асимметричные спецификации ARMA-GARCH модели обладают большим потенциалом в моделировании цен на электроэнергию и их волатильности. Полученные результаты применения ARMA-NGARCH(-M), ARMA-QGARCH(-M), ARMA-EGARCH(-M) и ARMA-GJRGARCH(-M) моделей к рядам часовых цен на оптовом рынке Новой Англии в США указывают, что волатильности цен на электроэнергию имеют нелинейные и асимметричные свойства с обратным эффектом рычага. В ARMA-GARCH-M моделях добавляется слагаемое гетероскедастичности в уравнение среднего, что позволяет исследовать влияние условной волатильности цен на их среднее значение. Модели ARMA-GJRGARCH, ARMA-SGARCH-M, ARMA-GJRGARCH-M дают наиболее точные прогнозные значения цен. При этом для всех исследуемых моделей наблюдаются достаточно близкие результаты. Величина точности MAPE по всем моделям составила от 14,35 до 14,76 % [17].

В пяти работах в модели условной гетероскедастичности включены экзогенные переменные:

- С. Купмен проверил дробно-интегрированную ARFIMA-GARCH модель на европейских оптовых рынках электроэнергии (NordPool, EEX, Powertext, APX), обращая внимания на важность исследования свойств долгосрочной памяти в рядах цен. Обнаружено, что данное свойство ярко выражено на рынке NordPool (Скандинавия) с преобладающей гидрогенерацией в производстве электроэнергии. На этом рынке значительное влияние на колебания в цене оказывают изменения уровня водохранилищ и объема спроса [23];

- Р. Гарсия показал на оптовых рынках Калифорнии и Испании, что применение ARMA-

GARCH модели для прогнозирования цен на электроэнергию значительно улучшает точность прогноза в сравнении с моделью ARMA (на рынке Калифорнии величина \overline{WMAPE} уменьшилась с 11,88 до 9,82 %, на рынке Испании величина \overline{WMAPE} уменьшилась с 10,79 до 9,55 %). Включение экзогенной переменной в виде объема спроса (ARMAX-GARCH модель) увеличивает точность прогноза на рынке Калифорнии до $\overline{WMAPE} = 9,2\%$, на рынке Испании до $\overline{WMAPE} = 9,10\%$ [11];

- К. Книттель проверил различные модели прогнозирования цен на оптовом рынке Калифорнии (стохастические модели с прыжковой компонентой на основе пуассоновского процесса фиксированной и переменной интенсивности, ARMA, ARMAX (x-температура) и ARMA-EGARCH модели). В стабильные периоды аккуратные прогнозы показали ARMA (величина RMSE от 25,5 до 66,6) и ARMAX модели (величина RMSE от 23,5 до 75,4), в нестабильные – ARMA-EGARCH модель (величина RMSE от 52,2 до 61,3) [13];

- А. Петрелла предпринял попытку включить в модель прогноза цен на оптовом рынке Италии влияние изменений в правилах рынка. Сравнивались спецификации ARMA-EGARCH модели с различным набором экзогенных переменных. В качестве базовых переменных использовались цена на природный газ и температурный параметр. В качестве дополнительных – фиктивные переменные, отражающие введение контрактов на разницу (Contract For Difference – CfD) для поддержки возобновляемых источников энергии, распространение статуса квалифицированных потребителей на бытовой сектор, введение рынка белых сертификатов на выбросы парниковых газов. Однако включение дополнительных объясняющих переменных не позволило повысить точность прогноза. Величина \overline{WMAE} увеличилась с 7,03 до 7,11 [27];

- А. Гианфреда исследовал долгосрочную память, изменяющуюся во времени волатильность, и асимметричные эффекты рычага в ценах на оптовом рынке Италии. Ряды с долгосрочной памятью позволяют моделировать дробно-интегрированные процессы ARFIMA, условную гетероскедастичность рядов – GARCH модель, эффект рычага – EGARCH модель. В ходе проверки ARFIMA-GARCH и ARFIMA-EGARCH моделей последняя отклонена. Включение в модель ARFIMA-GARCH экзогенных переменных (объем спроса, двух фиктивных переменных: группы технологий с наибольшим количеством часов замыкания предложения в течение суток, перегруженности линий электропередач) повысило точность прогноза. Величина MAPE уменьшилась с 8,38–9,94 % до 7,37–9,16 % [26].

⁹ К-факторный GIGARCH процесс впервые описал Д. Гуган. Он обладает свойствами долгосрочной устойчивости и квазипериодичности [35].

К. Гарсия-Мартос построила многомерную VectorARIMA-GARCH модель для оптового рынка Испании, которая обеспечивает совместный прогноз для среднесуточной цены на электроэнергию, цен на топливо (газ, уголь, нефть марки Brent) и цен на выбросы CO_2 (EUA, CER¹⁰). Точность предложенной модели превзошла одномерную ARIMA-GARCH модель (величина MAPE 5,99 % против 6,08 %) [22].

Вейвлет-анализ позволяет подготовить информацию к прогнозированию на базе статистических моделей по соответствующим декомпозированным рядам [18, 21]. З. Тан предложил усовершенствованную WT-ARIMA-GARCH модель для прогнозирования цен на электроэнергию, которую проверил на оптовых рынках PJM (США) и Испании. С помощью вейвлет-преобразования произведена декомпозиция исходного ряда цен на один аппроксимирующий ряд (трендовую компоненту) и три детализирующих ряда (компоненты высокой частоты). Далее по трендовому ряду прогноз строится с помощью ARIMA-GARCH модели, по детализирующим – по GARCH моделям. По обоим рынкам WT-ARIMA-GARCH обеспечила точные прогнозы. Используя вейвлет-преобразование, объединенное с ARIMA и GARCH моделями авторы уловили сложные характеристики нестационарности, нелинейности и высокой волатильности в ценах на электроэнергию. На рынке Испании величина точности WT-ARIMA-GARCH модели *WMAPE достигла 0,64–2,99 %*, тогда как по более простым моделям (ARIMA, ARIMA-GARCH и WT-ARIMA) *равнялась от 3,74 до 17,43 %*. На рынке PJM для WT-ARIMA-GARCH модели *WMAPE составило 0,60–0,86 %* [18].

Модель вейвлет-преобразования в сочетании с множественной регрессией дает возможность построить зависимость между декомпозированным рядом цены на электроэнергию и другими декомпозированными рядами существенных экзогенных переменных (например, объемом спроса). Если прогнозный объем спроса задан, обычно по данным системного оператора¹¹, модель выдает прогнозные значения цены на электроэнергию. В статье А. Конеджо для рынка PJM модель вейвлет-преобразования показала *величину точности WMAPE от 8,06 до 26,70 %* [6].

Х. Хиггс применила стохастические модели прогнозирования цен на оптовом рынке Австралии (модель возвращения к среднему и модель с мар-

ковскими переключениями режимов). Добавление опции переключения и рассмотрение различных режимов позволило улучшить точность прогноза. *Величина TIC снизилась с 5,67–8,15 % до 4,73–6,52 %* [9].

И. Чучуева на данных российского оптового рынка построила модель экстрополяции по методу максимума подобия. Для ценовой зоны Европы получена *величина точности MAPE от 7,00 до 8,52 %*, для ценовой зоны Сибири – *MAPE от 39,78 до 44,72 %* [8].

4. Временные параметры, используемые в моделях прогнозирования цен на электроэнергию

Рассмотрим временные параметры, используемые в моделях прогнозирования цен на электроэнергию.

В подавляющем большинстве работ временной горизонт прогноза составляет 1 сутки (в часовом или суточном разрезе). А. Киан прогнозирует цены на 1–3 дня вперед, И. Куаресма – на 1–7 дней вперед, А. Диангуе – на 1–30 дней вперед, К. Гарсия-Мартос – на 1–15 дней вперед [12, 22, 24, 25].

Подбор и тестирование моделей реализовано на достаточно широком и различающемся диапазоне данных:

- на российском оптовом рынке подбор моделей осуществлялся на ретроспективных данных в диапазоне от 912 до 1461 дня, тестирование на данных за 214 дней;
- на американских оптовых рынках подбор моделей – на данных в диапазоне от 28 до 844 дней, тестирование моделей – на данных в диапазоне от 1 до 365 дней;
- на европейских оптовых рынках подбор моделей – на данных в диапазоне от 73 до 1561 дня, тестирование моделей – на данных в диапазоне от 7 до 365 дней;
- на австралийском оптовом рынке подбор моделей – на данных за 2192 дня, тестирование моделей – на данных за 365 дней.

5. Экзогенные переменные, используемые в моделях прогнозирования цен на электроэнергию

Почти в половине рассматриваемых научных статей прогноз цены на электроэнергию построен только исходя из ее наблюдаемых ретроспективных значений без включения экзогенных переменных¹². В остальных работах в модель прогноза включены экзогенные переменные, которые рассмотрены ниже.

¹⁰ EUA (European Union Allowance) – разрешения на выбросы, обращающиеся в европейской торговой системе в соответствии с Директивой Европейского союза о торговле квотами.

CER (Certified Emission Reductions) – сертифицированное сокращение выбросов.

¹¹ Системный оператор – специализированная организация, осуществляющая централизованное оперативно-диспетчерское управление в энергетической системе.

¹² [8] – на оптовом рынке России; [18] – на оптовом рынке PJM, США; [17] – на оптовом рынке Новой Англии, США; [19] – на оптовом рынке MISO, США и Канада; [23, 24, 25] – на оптовом рынке LPE/EEX, Германия/Европа; [23] – на оптовом рынке Powernext, Франция; [23] – на оптовом рынке APX, Нидерланды; [18] – на оптовом рынке Испании; [9] – на оптовом рынке Австралии.

Поскольку цена на электроэнергию сильно коррелирует с объемом спроса, эта экзогенная переменная является наиболее используемой. В модели включаются либо прогнозные значения объема спроса, раскрываемые системным оператором [15, 20, 21, 26], либо лаговые значения [10, 11, 14], либо прогнозные значения совместно с лаговыми [6, 12, 16]. Ряд исследователей обращает внимание на нелинейных характер зависимости между ценой на электроэнергию и объемом спроса [15, 20, 21]. В одной работе в качестве экзогенной переменной включена эластичность спроса по цене [12]. Влияние температуры и других погодных переменных обычно учтены в динамике объема спроса.

В некоторых исследованиях объем спроса не включен в модель, однако используются погодные переменные (температура, длина светового дня, дневная температура окружающего воздуха) [7, 13, 16, 27].

На большинстве оптовых рынков топливо является основным сырьем для производства электроэнергии (газ, уголь, продукты переработки угля, продукты переработки нефти и др.). Однако, если изменения в ценах на топливо происходят достаточно медленно, то в краткосрочных прогнозах цен на электроэнергию данная переменная может не рассматриваться, поскольку не оказывает существенного влияния на результаты прогноза [20]. При включении в модель наиболее оправдано использование прогноза цены на топливо (которое также требуется смоделировать). Эта переменная использовалась в работах Н. Айзенберг¹³ для оптового рынка России [7], А. Киан для оптового рынка Калифорнии (США) [12], А. Петрелла для оптового рынка IPEX (Италия) [27]. В статье К. Гарсия-Мартос [22] построен многомерный совместный прогноз цены на электроэнергию, цен на топливо и выбросы CO₂.

Некоторые исследователи обратили внимание на влияние технологических особенностей рынка на уровень и динамику цен на электроэнергию. С. Купмен показал, что объем гидроэнергии, запасенный в водохранилищах, является существенной экзогенной переменной при построении прогнозов на рынках электроэнергии с крупными гидроэлектростанциями, например, в Скандинавии [23]. Х. Контрерас при построении модели на оптовом рынке Испании использовал лаговые значения объема производства электроэнергии гидроэлектростанциями [10]. А. Гианфреда для итальянского рынка использовала фиктивные переменные, отражающие группы технологий с наибольшим количеством часов замыкания предложения, а также перегруженности линий электропередач [26].

¹³ В данном случае модель строилась на фактических данных, при этом автором отмечена возможность построения прогноза на основе предложенной модели.

В двух работах затрагиваются вопросы воздействия рыночной силы¹⁴ производителей на цену электроэнергии. Н. Каракатсани отмечает, что параметры, характеризующие резерв генерирующей мощности, оказывают воздействие на динамику цен на электроэнергию, поскольку если величина резерва снижается ниже определенного уровня, производители имеют возможность использования своей рыночной силы для повышения цен [20]. А. Гианфреда [26] исследовала воздействие рыночной силы на уровень цен электроэнергии, используя различные меры рыночной концентрации (индекс Херфиндаля-Хиршмана (НИ) и индекс остаточного предложения (RSI)). Индекс НИ определяется как сумма квадратов долей объемов электроэнергии, продаваемых на рынке отдельными участниками. Индекс RSI позволяет определить значимость свободных генерирующих мощностей компании в удовлетворении существующего спроса. Показано, что на рынке Италии индекс RSI является лучшим индикатором наличия рыночной силы, чем НИ, и существенной экзогенной переменной. Однако автор не стала включать ее в прогноз цены по причине отсутствия прогнозных значений данного индекса.

Учет особенностей правил рынка выполнен в исследовании А. Петрелла на оптовом рынке Италии [27]. При этом использовались фиктивные переменные для ряда важных нововведений на этом рынке, таких как введение контрактов на разницу (Contract For Difference – CfD) для поддержки возобновляемых источников энергии, распространение статуса квалифицированных потребителей на бытовой сектор, введение рынка белых сертификатов на выбросы парниковых газов.

Заключение

Анализ статистических моделей прогнозирования временных рядов цен на электроэнергию показал следующее.

На оптовых рынках электроэнергии цены обладают рядом характеристик, которые целесообразно учитывать при построении модели прогноза (сезонные, недельные и суточные колебания, календарные эффекты, распределение отличное от нормального, положительный коэффициент эксцесса и асимметрии, возвращение к среднему значению, высокая волатильность, резкие кратковременные скачки, изменяющиеся во времени условное среднее значение и волатильность, асимметричные эффекты – эффект обратного рычага и некоторые другие).

¹⁴ Рыночная сила – способность с выгодой для себя отклонять цены от конкурентного уровня. Когда поставщики используют рыночную силу, они не ведут себя как в условиях конкуренции, воспринимая цену как экзогенно заданную величину. Вместо этого они производят меньше своего конкурентного объема, что приводит к повышению рыночной цены [36].

Нет безусловного доказательства превосходства по точности прогнозирования какой-либо одной модели над остальными. Сопоставление моделей затрудняет использование авторами в своих работах различных критериев точности. Также точность прогнозирования зависит не только непосредственно от модели, но и от доступности данных на исследуемом рынке, специфических особенностей этого рынка (технологических, метеорологических, правил рынка) и других факторов.

ARIMA(X)-GARCH, ARFIMA(X)-GARCH, многомерная VectorARIMA-GARCH модели достаточно распространены и успешно используются для прогнозирования цен на электроэнергию. Эти модели улавливают характерные особенности рядов цен. Они могут быть полезны в риск-менеджменте, поскольку позволяют прогнозировать как условное среднее, так и условную волатильность. В ряде работ отмечено, что вейвлет-преобразования (WT) в сочетании с указанными моделями улучшают точность прогноза.

Включение экзогенных переменных в модель не всегда приводит к повышению ее точности, поскольку для корректного построения модели

требуется моделирование их прогнозных значений (которое несет свою неопределенность). В то же время эти переменные являются факторами риска и анализ их воздействия важен с точки зрения оценки потенциальных рисков.

В большинстве работ в качестве экзогенных переменных использовались объем спроса, реже погодные переменные и цена на топливо. Отдельные работы уделили внимание вопросам технологических характеристик рынков, проявления рыночной силы производителями и особенностей правил рынков. Эти вопросы заслуживают дальнейшей проработки при построении моделей прогнозирования цен на электроэнергию на российском рынке.

Признательность

Автор выражает благодарность и глубокую признательность д.э.н., профессору, заслуженному деятелю науки РФ, заведующему лабораторией системного анализа эффективности естественных монополий Института системного анализа Федерального исследовательского центра Информатики и управления Российской академии наук Лившицу Вениамину Наумовичу за советы и ценные замечания при работе над данной статьей.

Литература/References

1. Battle C., Barquin J. Fuel Prices Scenario Generation Based on a Multivariate GARCH Model for Risk Analysis in a Wholesale Electricity Market. *Electrical Power and Energy Systems*, 2004, vol. 23, pp. 273–280. DOI: 10.1016/j.ijepes.2003.10.007
2. Aggarwal S., Saini L., Kumar A. Electricity Price Forecasting in Deregulated Markets: a Review and Evaluation. *Electrical Power and Energy Systems*, 2009, vol. 31, pp. 13–22. DOI: 10.1016/j.ijepes.2008.09.003
3. Васин А.А., Васина П.А. Модели конкуренции функций предложения и их приложение к сетевым аукционам. М.: EERC, 2005. 48 с. [Vasin A.A., Vasina P.A. *Modeli konkurentsii funktsii predlozheniya i ikh prilozhenie k setevym auktsionam* [Models of Supply Functions Competition and their Application to the Network Auctions]. Moscow, 2005. 48 p.]
4. Ladjicia A., Boudour M. Nash–Cournot Equilibrium of a Deregulated Electricity Market Using Competitive Coevolutionary Algorithms. *Electric Power Systems Research*, 2011, vol. 81, no. 4, pp. 958–966. DOI: 10.1016/j.epsr.2010.11.016
5. Малинов С.Е. О необходимости применения моделей электроэнергетических систем при оценке эффективности инвестиций в развитие электростанций // Труды ИСА РАН. 2013. Т. 63. С. 115–120. [Malinov S.E. [About Relevance of the Application of Electric Power System Models in Assessing the Investment Effectiveness in Power Plants Development]. *Trudy ISA RAN* [Proceedings of ISA RAS], 2013, vol. 63, pp. 115–120. (in Russ.)]
6. 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, vol. 21, pp. 435–462. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2004.12.005
7. Айзенберг Н.И., Филатов А.Ю. Моделирование и анализ механизмов функционирования электроэнергетических рынков. Иркутск: Изд-во Иркут. гос. ун-та, 2013, 100 с. [Aizenberg N.I., Filatov A.Yu. *Modelirovanie i analiz mekhanizmov funktsionirovaniya elektroenergeticheskikh rynkov* [Modelling and Analysis of the Electricity Markets Performance]. Irkutsk, 2013, 100 p.]
8. Чучуева И.А. Модель экстраполяции по максимуму подобия (ЭМП) для временных рядов цен и объемов на рынке на сутки вперед ОПЭМ (Оптовом рынке электроэнергии и мощности). // Наука и образование. 2010. № 1. URL: <http://technomag.bmstu.ru/doc/135870.html>. [Chuchueva I.A. [The Model for the Extrapolation of the Maximum Similarity for the Time Series of Prices and Volumes on the Day Ahead Market of the Wholesale Electricity Market]. *Nauka i obrazovanie* [Science and education], 2010, no. 1. Available at: <http://technomag.bmstu.ru/doc/135870.html> (in Russ.)]

9. Higgs H., Worthington A. Stochastic Price Modeling of High Volatility, Mean-reverting, Spike-prone Commodities: The Australian Wholesale Spot Electricity Market. *Energy Economics*, 2008, vol. 30, pp. 3172–3185. DOI: 10.1016/j.eneco.2008.04.006
10. Contreras J., Espinola R., Nogales F., Conejo A. ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices. *IEEE Transactions on power systems*, 2003, vol. 18, no. 3, pp. 1014–2020. DOI: 10.1109/TPWRS.2002.804943
11. Garcia R., Contreras J., Akkeren M., Garcia J. A GARCH Forecasting Model to Predict Day-ahead Electricity Prices. *IEEE Transactions on power systems*, 2005, vol. 20, no. 2, pp. 867–874. DOI: 10.1109/TPWRS.2005.846044
12. Kian A., Keyhani A. Stochastic Price Modeling of Electricity in Deregulated Energy Markets. In: Proceedings of the 34th Hawaii international conference on system sciences, 2001, pp. 1–7. DOI: 10.1109/HICSS.2001.926292
13. Knittel C., Roberts M. An Empirical Examination of Restructured Electricity Prices. *Energy Economics*, 2005, vol. 27, pp. 791–817. DOI: 10.1016/j.eneco.2004.11.005
14. Nogales F., Contreras J., Conejo A., Espinola R. Forecasting Next-day Electricity Prices by Time Series models. *IEEE Transactions on power systems*, 2002, vol. 17, no. 2, pp. 342–348. DOI: 10.1109/TPWRS.2002.1007902
15. Vucetic S., Tomsovic K., Obradovic Z. Discovering Price – Load Relationships in California’s Electricity Market. *IEEE Transactions on power systems*, 2001, vol. 16, no. 2, pp. 280–286. DOI: 10.1109/59.918299
16. 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. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2008.08.004
17. Liu H., Shi J. Applying ARMA–GARCH Approaches to Forecasting Short-term Electricity Prices. *Energy Economics*, 2013, vol. 37, pp. 152–166. DOI: 10.1016/j.eneco.2013.02.006
18. 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, vol. 87, pp. 3606–3610. DOI: 10.1016/j.apenergy.2010.05.012
19. Bowden N., Payne J. Short Term Forecasting of Electricity Prices for MISO Hubs: Evidence from ARIMA–EGARCH Models. *Energy Economics*, 2008, vol. 30, pp. 3186–3197. DOI: 10.1016/j.eneco.2008.06.003
20. Karakatsani N., Bunn D. Forecasting Electricity Prices: The Impact of Fundamentals and Time-varying Coefficients. *International Journal of Forecasting*, 2008, vol. 24, pp. 764–785. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2008.09.008
21. Kim C., Yu I., Song Y. Prediction of System Marginal Price of Electricity Using Wavelet Transform Analysis. *Energy Conversion and Management*, 2002, vol. 43, pp. 1839–1851. DOI: 10.1016/S0196-8904(01)00127-3
22. García-Martos C., Rodríguez J., Sánchez M. Modelling and Forecasting Fossil Fuels, CO₂ and Electricity Prices and their Volatilities. *Applied Energy*, 2013, vol. 101, pp. 363–375. DOI: 10.1016/j.apenergy.2012.03.046
23. Koopman S., Ooms M., Carnero M. Periodic Seasonal Reg-ARFIMA-GARCH Models for Daily Electricity Spot Prices. *Journal of the American Statistical Association*, 2007, vol. 102, no. 477, pp. 16–27. DOI: 10.1198/016214506000001022
24. Cuaresma J., Hlouskova J., Kossmeier S., Obersteiner M. Forecasting Electricity Spot-prices Using Linear Univariate Time-series Models. *Applied Energy*, 2004, vol. 77, pp. 87–106. DOI: 10.1016/S0306-2619(03)00096-5
25. Diongue A., Guégan D., Vignal B. Forecasting Electricity Spot Market Prices with a k-factor GIGARCH Process. *Applied Energy*, 2009, vol. 86, pp. 505–510. DOI: 10.1016/j.apenergy.2008.07.005
26. Gianfreda A., Grossi L. Forecasting Italian Electricity Zonal Prices with Exogenous Variables. *Energy Economics*, 2012, vol. 34, pp. 2228–2239. DOI: 10.1016/j.eneco.2012.06.024
27. Petrella A., Sapio S. A Time Series Analysis of the Italian Day-ahead Electricity Prices. *6th International Conference on the European Energy Market*, 2009. 24 p. DOI: 10.1109/EEM.2009.5207141
28. Перцовский О.Е. Моделирование валютных рынков на основе процессов с длинной памятью: препринт WP2/2004/03. М.: ГУ ВШЭ, 2003. 52 с. [Pertsovskii O.E. *Modelirovanie valyutnykh rynkov na osnove protsessov s dlinnoi pamyat'yu* [Modelling of the Foreign Exchange Markets Based on Processes with Long Memory]. Preprint WP2/2004/03. Moscow, 2003. 52 p.]
29. Lisi F., Nan F. Component Estimation for Electricity Prices: Procedures and Comparisons. *Energy Economics*, 2014, vol. 44, pp. 143–159. DOI: 10.1016/j.eneco.2014.03.018
30. Box G., Jenkins G. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco: Holden Day, 1976, 575 p.

31. Granger C.W.J., Joyeux R. An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing. *Journal of Time Series Analysis*, 1980, no 1(1), pp. 15–29. DOI: 10.1111/j.1467-9892.1980.tb00297.x
32. Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation. *Econometrica*, 1982, vol. 50, pp. 987–1008. DOI: 10.2307/1912773
33. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, 1986, vol. 21, pp. 307–327. DOI: 10.1016/0304-4076(86)90063-1
34. Mallat S. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1988, vol. 41, pp. 674–693.
35. Guegan D. A New Model: The k-factor GIGARCH Process. *Signal Process*, 2000, vol. 4, pp. 265–271.
36. Стофт С. Экономика энергосистем. Введение в проектирование рынков электроэнергии: пер. с англ. М.: Мир, 2006. 623 с. [Stoft S. *Power system economics. Designing markets for electricity*. IEEE/Wiley, 2002, 460 p.] DOI: 10.1109/9780470545584.fmatter

Дробыш Инна Ивановна, аспирантка, Институт системного анализа Федерального исследовательского центра Информатики и управления Российской академии наук (г. Москва), i.drobysh@gmail.com

Поступила в редакцию 3 августа 2017 г.

JEL C02, C15, C51, C53

DOI: 10.14529/em170306

THE STATISTICAL PRICE FORECASTING MODELS IN THE WHOLESALE ELECTRICITY MARKETS: RUSSIAN AND FOREIGN EXPERIENCE

I.I. Drobysh

*Institute for Systems Analysis of Federal Research Center Computer Science and Control
of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation*

Importance. The article analyzes the problems of price forecasting in the wholesale electricity market. The task of future electricity price forecasting is the basis for activity planning of subjects in the electrical power industry (preparation of electricity sale or purchase proposals, conclusion of bilateral contracts, planning of electricity consumption and power plant operations).

Objectives. The detailed analysis of statistical models for forecasting electricity prices taking into account Russian and foreign experience.

Methods. Methodological foundation includes study and systematization of scientific papers of Russian and foreign authors.

Results. The main stages of developing a statistical model of electricity price forecasting have been specified: analysis of time series characteristics, primary series adjustment and consideration of seasonality, selection of a statistical forecasting model, including time parameters (the depth of the data used, the forecast horizon) and exogenous variables, the model accuracy appraisal. The systematization of approaches to consideration of periodicities and statistical price forecasting models, as well as the analysis of included exogenous variables have been implemented.

Conclusions and Relevance. The forecasting model is developed taking into account the price series characteristics of a specific wholesale market. The combination of autoregressive integrated moving average model and generalized autoregressive conditional heteroscedasticity model allows to capture many important features of the series. This approach is widely and successfully used. In a number of papers, it was noted that wavelet transform in combination with this approach improves the accuracy of the forecast. However, unconditional evidence of superiority of any one model over the other in terms of forecasting accuracy is not found out. Demand volume, less often weather variables and fuel price are used as exogenous variables in most of the papers. A few papers address the problem of market technological characteristics, of market power from producers, of special aspects of the market rules. These problems deserve further attention in the forecasting modelling.

Keywords: wholesale market, electricity, price, time series characteristics, forecasting model, autoregression, generalized autoregressive conditional heteroscedasticity, wavelet transform, model accuracy, exogenous variables.

Acknowledgments

We express our gratitude and deep appreciation to Livshits Veniamin Naumovich, Doctor of Economics, Honoured Science Worker of the Russian Federation, Professor, Head of Laboratory “System analysis of the natural monopoly industries effectiveness” of Institute for Systems Analysis of Federal Research Center Computer Science and Control of the Russian Academy of Sciences, for the valuable advice and comments on the article.

Inna I. Drobysch, Postgraduate student, Institute for Systems Analysis of Federal Research Center Computer Science and Control of the Russian Academy of Sciences, Moscow, i.drobysch@gmail.com.

Received 3 August 2017

ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Дробыш, И.И. Статистические модели прогнозирования цен на оптовых рынках электроэнергии: российский и зарубежный опыт / И.И. Дробыш // Вестник ЮУрГУ. Серия «Экономика и менеджмент». – 2017. – Т. 11, № 3. – С. 41–54. DOI: 10.14529/em170306

FOR CITATION

Drobysch I.I. The Statistical Price Forecasting Models in the Wholesale Electricity Markets: Russian and Foreign Experience. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Economics and Management*, 2017, vol. 11, no. 3, pp. 41–54. (in Russ.). DOI: 10.14529/em170306
