

Д.О. Афанасьев\*  
АО «Гринатом», Москва

Е.А. Федорова  
Финансовый университет при Правительстве РФ,  
департамент финансов НИУ ВШЭ, Москва

## **Внешние и внутренние детерминанты рынка электроэнергии: мультимасштабный адаптивный каузальный анализ<sup>1</sup>**

**Аннотация.** Цель данного исследования – выявление причинно-следственных связей между ценой на электроэнергию, спросом на нее и ценой угля для различных временных масштабов на трех рынках: зоны «Европа–Урал» (EU), «Сибирь» (SI) российской биржи ATS и британский рынок APX Power UK. Используемая методология – мультимасштабный адаптивный каузальный анализ – включает декомпозицию на эмпирические моды и тест причинности по Грэнджеру (Granger causality test – тест Грэнджера на причинность) и позволяет перейти от анализа данных на их исходном уровне к более детальному уровню компонент временных рядов. Результаты исследования показывают, что для рынков ATS EU и APX подтверждаются такие известные стилизованные факты, как влияние недельной сезонности спроса на цену и долгосрочное сопоставимое движение цен электроэнергии и первичных видов топлива, в то время как для ATS SI подтверждения таких фактов не найдено. С практической точки зрения эти результаты свидетельствуют о необходимости учитывать разные факторы при построении моделей цен на электроэнергию в целях прогнозирования и управления рисками на указанных рынках.

**Ключевые слова:** *цена электроэнергии, механизмы ценообразования, причинность по Грэнджеру, декомпозиция на эмпирические моды.*

Классификация JEL: Q410.

DOI: 10.31737/2221-2264-2018-39-3-2

### **1. Введение**

Глобальная мировая тенденция либерализации рынков электроэнергии поставила перед учеными и практиками ряд новых нетривиальных задач в области моделирования, управления рисками и прогнозирования (Weron, 2006; Haldrup et al., 2010; Carmon, Coulon, 2014). Сложность их решения во многом определяется уникальностью продукта – электроэнергии – как товара для потребления. Для него характерны: невозможность формирования запасов, совпадение моментов производства и потребления, высокая волатильность цены, наличие выбросов в динамике цен, краткосрочная неэластичность спроса по цене, возврат цены к среднему значению, использование поставщиками различных технологий генерирования электроэнергии с существенно отличными размерами предельных издержек. Особенности электроэнергии как товара естественно отражаются на

\* Позиция автора, отраженная в данном исследовании, не является официальной позицией АО «Гринатом» и может не совпадать с ней.

<sup>1</sup> Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект 16-06-00237 А).

механизме, характерном для его ценообразования. При этом ценообразование является очень важным аспектом функционирования рынков электроэнергии ввиду высокой капиталоемкости отрасли и длительных периодов создания и функционирования энергетических объектов.

В классической экономической теории ценообразования спрос служит одним из важнейших факторов, который влияет на цену электроэнергии. Поэтому его учет важен при моделировании цены электроэнергии (Pirrong, Jermakyan, 2008; Fuss et al., 2015). Со стороны предложения цена формируется прежде всего под действием переменных затрат, которые на тепловых электростанциях определяются затратами на ископаемые топливные ресурсы – газ, уголь и мазут. При этом во многих странах доля вырабатываемой электроэнергии, приходящейся на теплогенерацию, наиболее значительна (например, в России она составляет примерно 65%, в Великобритании – 60%). Как следствие в равновесной рыночной цене отражается не только влияние спроса на электроэнергию, но и в существенной степени внешние детерминанты – цены на топливные ресурсы. Поэтому, помимо спроса, они зачастую выступают в качестве фундаментальных движущих сил цены электроэнергии (Pirrong, Jermakyan, 2008; Howison, Coulon, 2009; Fuss et al., 2015; Zachmann, 2013; Carmon, Coulon, 2014). В рамках данного исследования будет рассмотрено, как влияют на цену электроэнергии спрос и цены топливных ресурсов. При этом если первый показатель – внутренний фактор рынка, то второй – внешний фактор, который может приводить к смещениям обратной кривой предложения вправо или влево.

Одним из методов анализа механизмов ценообразования на рынке электроэнергии, который получил широкое распространение в литературе, является каузальная инференция и ее частный инструмент – тестирование причинности по Грэнджеру. Он дает возможность выявлять наличие взаимного влияния топливных и энергетических рынков и был апробирован ранее в ряде исследований. В работе (Ferkingstad et al., 2011) авторы показали, что изменения цен угля, в отличие от колебаний цен на газ, не оказывают одномоментного влияния на рынок электроэнергии Германии. При этом в долгосрочной перспективе цены электроэнергии в Германии и странах Скандинавии и цена на газ в Великобритании корректируют друг друга до установления равновесного уровня. В (Moutinho et al., 2011) было выявлено наличие долгосрочного коинтеграционного вектора, объясняющего совместную эволюцию цен на электроэнергию и газ в Испании. В (Menezes et al., 2016) авторы пришли к выводу, что когда наблюдается тренд в ценах на электроэнергию, он с высокой вероятностью отражает тренд на топливных рынках. Так, для английского рынка APX было обнаружено влияние на цену электроэнергии как движений цены на газ, так и цены на уголь.

Хотя тестирование причинности по Грэнджеру и является эффективным методом исследования, стоит отметить, что анализ обычно выполняется на уровне исходных данных. Попытки объяснения причин внутренней динамики исследуемого ряда на тех или иных временных масштабах предпринимаются редко. Как показано в (Uritskaya, Serletis, 2008; Alvarez-Ramirez, Escarela-Perez, 2010), цена на электроэнергию демонстрирует зависящее от временного масштаба поведение (краткосрочные флуктуации, среднесрочные существенные переломы в динамике, долгосрочный тренд). Авторы этих работ приходят к выводу, что исследование рынков электроэнергии необходимо выполнять на более детальном уровне, с использованием моделей, выходящих за границы применимости монофрактального подхода.

Для того чтобы восполнить обозначенный пробел в литературе, мы предлагаем использовать мультимасштабный адаптивный каузальный анализ (Yu et al., 2015), основанный на декомпозиции временных рядов на эмпирические моды (Huang et al., 1998; Wu, Huang, 2009; Torres et al., 2011). В рамках исследования рассмотрены три электроэнергетических рынка на сутки вперед (PCB): ценовые зоны «Европа–Урал» (ATS EU) и «Сибирь» (ATS SI) российской биржи ATS в период с 01.04.2011 по 31.12.2013 и британская биржа APX Power UK в период с 24.02.2014 по 02.07.2016.

Наше исследование отличается от ранее выполненных следующими новыми элементами. Во-первых, предполагается, что наличие причинности и направление влияния зависят от временного масштаба. Во-вторых, мы развиваем идею (Yu et al., 2015), но применяем более современную и устойчивую процедуру декомпозиции временных рядов на эмпирические моды, учитываем статистическую значимость мод, а также применяем процедуру выделения тренд-циклической компоненты, предложенную и апробированную ранее в (Afanasyev, Fedorova, 2016). В-третьих, мы опираемся на данные о ценах на российский энергетический уголь (марки «Д», «Т» и «СС»), которые не публикуются в открытом доступе, что в общем случае усложняет подобные исследования.

## **2. Методология исследования**

### **2.1. Мультимасштабный адаптивный каузальный анализ**

Принципиально мультимасштабный подход состоит из двух основных шагов (Afanasyev et al., 2015; Yu et al., 2015):

- 1) декомпозиции исходных временных рядов на некоторый набор ненаблюдаемых компонент с различными периодами колебаний (временными масштабами);
- 2) применения различных методов анализа к полученным компонентам (модам). При этом моды должны быть либо независимыми, либо слабо связанными на кросс-масштабах, чтобы каждая из компонент отражала влияние различных внутренних

факторов, позволяя исследовать комплексные механизмы их взаимодействия.

На первом шаге предполагается применить процедуры декомпозиции наблюдаемого временного ряда на ненаблюдаемые компоненты: тренд, цикличность, сезонность, шум. К наиболее распространенным для этого методам можно отнести разложение Фурье и вейвлет-декомпозицию. К сожалению, оба обладают рядом недостатков: не способны иметь дело одновременно с нестационарными и нелинейными временными рядами, а также имеют априорно задаваемый базис разложения. Предложенная в (Huang et al., 1998) декомпозиция на эмпирические моды (EMD) позволяет успешно справляться с обозначенными проблемами. EMD является локальным и высокоадаптивным к данным методам, ввиду чего не требует ни предположения о стационарности и линейности, ни априорного задания базиса разложения.

На втором шаге выполняется анализ полученных компонент. Для этого могут быть использованы различные эконометрические инструменты. Так, для ответа на вопрос, как связаны спрос и цена на рынке электроэнергии на различных временных масштабах, в (Afanasyev et al., 2015) рассчитывается зависящая от времени внутренняя корреляция (Chen et al., 2010). В (Yu et al., 2015) авторы применяют линейный и нелинейный тесты на причинность по Грэнджеру для выявления спилловер-эффектов (эффектов перетоков) между европейским рынком квот на выбросы углекислого газа и рынком сырой нефти марки «Брент». В данной работе мы формулируем идею мультимасштабного адаптивного каузального анализа, который применяется в нашем исследовании для анализа механизмов ценообразования на рынке электроэнергии.

## 2.2. Декомпозиция на эмпирические моды

Декомпозиция на эмпирические моды (преобразование Хуанга) позволяет получать разложение исходного временного ряда на внутренние модовые функции (IMF) (эмпирический базис). IMF удовлетворяет двум условиям (Huang et al., 1998):

- 1) число экстремумов и переходов через нулевую точку должны быть либо равны, либо отличаться не более чем на единицу;
- 2) в любой момент времени среднее значение огибающей, построенной на локальных максимумах, и огибающей, построенной на локальных минимумах, равняется нулю.

В работе (Huang et al., 1998) предложен следующий алгоритм для выделения ненаблюдаемых IMF из наблюдаемого временного ряда  $x_t$ .

1. Инициализируем процедуру, полагая остаток разложения  $r_{0,t} = x_t$ , а первый индекс IMF  $i = 1$ .
2. Выделяем IMF с номером  $i$  (данная процедура называется «просеивание»):

- a) полагаем  $h_{0,t} = r_{i,t}$ ,  $k = 1$  ( $h$  – прототип IMF);
- b) определяем локальные максимумы и минимумы  $h_{k-1,t}$ ;
- c) интерполируем локальные максимумы и минимумы кубическими сплайнами, определяя верхнюю  $u_{k-1,t}$ , нижнюю  $l_{k-1,t}$  и огибающие  $h_{k-1,t}$  соответственно;
- d) вычисляем среднее значение огибающих  $m_{k-1,t} = (u_{k-1,t} + l_{k-1,t}) / 2$ ;
- e) удаляем из  $h_{k-1,t}$  рассчитанные средние значения  $\hat{h}_{k,t} = h_{k-1,t} - m_{k-1,t}$ ;
- f) если  $\hat{h}_{k,t}$  не удовлетворяет определению IMF (см. выше), то  $k$  увеличиваем на единицу ( $k = k + 1$ ) и переходим к шагу 2.b. В противном случае полагаем внутреннюю модовую функцию  $IMF_{i,t} = \hat{h}_{k,t}$  и переходим к шагу 3.

Вычисляем остаток  $r_{i,t} = r_{i-1,t} - IMF_{i,t}$ .

Если  $r_{i,t}$  имеет два и более экстремума, то  $i = i + 1$ , и переходим к шагу 2. В противном случае процедура завершается, а  $r_{i,t}$  полагается остатком разложения  $Rt$  временного ряда  $x_t$  на эмпирические моды.

По сути данный алгоритм сводится к итеративному построению верхней и нижней огибающих на экстремумах временного ряда с последующим удалением их локальной средней (т.е. средней в каждой точке ряда) из  $x_t$  (или из остатка  $r_{i,t}$  на текущем шаге). На практике процедура просеивания (см. п. 2 алгоритма выше) повторяется до тех пор, пока не будет достигнут критерий сходимости типа Коши:  $SD_k = \sum (h_{k-1,t} - h_{k,t})^2 / h_{k-1,t}^2 < \delta$ , где  $\delta$  – заранее заданный уровень толерантности, который обычно выбирается меньшим или равным 0,05.

Исходный временной ряд  $x_t$  может быть восстановлен в виде суммы  $I$  полученных IMF и остатка  $r_i$ . С ростом индекса IMF частота колебаний мод уменьшается. Поэтому IMF характеризует внутреннюю динамику изучаемого временного ряда на различных масштабах: от краткосрочных, соответствующих нескольким первым индексам, до долгосрочных, который соответствует последним индексам IMF и остатку разложения. Важно отметить, что IMF эмпирически удовлетворяют условию ортогональности, которое в математически более строгих подходах накладывается на базисные функции разложения временного ряда (например, Фурье-декомпозиция или вейвлет-разложение). Здесь подразумевается, что скалярное произведение двух мод не всегда будет равно нулю, но всегда будет достаточно малым, чтобы им можно было пренебречь. В этом смысле компоненты являются независимыми (квазиортогональными), ввиду чего отражают различные внутренние причины динамики временного ряда и представляют интереснейший объект для исследования.

В ряде недавних работ были предложены усовершенствованные модификации EMD, частично устраняющие проблему перемешивания мод, характерную для описанного выше алгоритма просеивания. Суть эффекта заключается в том, что существенно различные

частоты колебаний могут быть локализованы в одной моде или одна и та же частота распределена в различных модах. Авторы (Wu, Huang, 2009) ввели ансамблевое разложение на эмпирические моды (ensemble empirical mode decomposition, EEMD): к исходному временному ряду  $N$  раз добавляется белый (Гауссов) шум, выполняется обычная процедура EMD для каждой из зашумленных траекторий, а результирующие IMF получаются простым усреднением по ансамблю. В (Torres et al., 2011) была предложена полная ансамблевая декомпозиция на эмпирические моды с адаптивным шумом (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN). CEEMDAN, в отличие от EEMD, добавляет шум не к исходному временному ряду  $x_t$ , а к остатку  $r_{i-1,t}$ , получаемому на каждом шаге процедуры. При этом используется непосредственно не сам шум, а его соответствующая по индексу (т.е. по временному масштабу) мода, полученная через EMD. Таким образом, шум в CEEMDAN является адаптивным и не создает дополнительного вклада в исходный сигнал, так как его влияние усредняется на каждом шаге процедуры.

Следуя (Torres et al., 2011; Colominas et al., 2012), обозначим через  $E(\bullet)$  оператор извлечения моды  $i$  посредством EMD (при этом  $E_0(x_t) = x_t$ ), а через  $IMF_{i,t}$  — моду, которая выделяется с помощью CEEMDAN. Полагая  $r_{0,t} = x_t$ ,  $i = 1$ , данный метод может быть представлен в виде следующего алгоритма.

1. Выделяем первую моду для  $K$  реализаций белого шума  $r_{i-1,t} + \alpha_{i-1} E_{i-1}(n_{k,t})$ , где  $\alpha_{i-1}$  — отношение дисперсии шума к дисперсии сигнала, а  $n_{k,t} \sim N(0, 1)$ . Определяем моду  $i$  исходного сигнала, усредняя полученный результат:

$$IMF_{i,t} = (1/k) \sum_k E_1(r_{i-1,t} + \alpha_{i-1} E_{i-1}(n_{k,t})).$$

2. Рассчитываем остаток  $r_{i,t} = r_{i-1,t} - IMF_{i,t}$ .

3. Если  $r_{i,t}$  имеет хотя бы два экстремума, то повторяем процедуру для  $i = i + 1$ .

Стоит отметить, что остаток разложения  $r_i$  для CEEMDAN оказывается практически равным нулю, поэтому в дальнейшем мы не будем его учитывать. Последняя мода  $IMF_{i,t}$  (а в некоторых случаях — несколько последних мод) представляет собой либо монотонную кривую, либо имеет не более одного экстремума. И хотя  $IMF_{i,t}$  в данном случае не является в строгом смысле внутренней модовой функцией (см. необходимые условия выше), однако в исходной работе (Torres et al., 2011), как и в ряде других, авторы по-прежнему для ее обозначения употребляют термин «модовая функция». Пример IMF, полученных с помощью CEEMDAN, показан на рис. 1.

В (Colominas et al., 2012) было показано, что CEEMDAN обладает определенной устойчивостью к изменению амплитуды добавляемого шума. Точность восстановления исходного сигнала существенно не зависит от соотношения сигнал—шум (SNR), а глобальный мини-

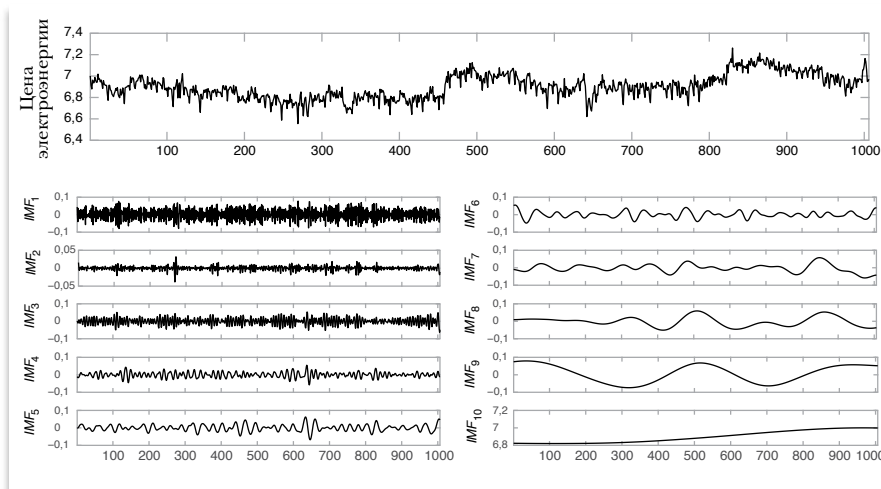


Рис. 1

*Декомпозиция на эмпирические моды, полученная посредством CEEMDAN (на примере цены на электроэнергию в зоне «Европа–Урал» российского рынка)*

мум ошибки реконструкции сигнала из IMF наблюдается при  $\alpha = 0,2$ . CEEMDAN также демонстрирует большую экономичность вычислительных ресурсов, так как требует гораздо меньше итераций при просеивании сигнала, чем EEMD. Учитывая эти факты, мы в данной работе используем CEEMDAN для выделения внутренних мод исследуемых временных рядов.

Хотя в целом методология данного исследования и опирается на идеи, предложенные (Yu et al., 2015), стоит отметить ряд дополнений, которые мы вносим. Во-первых, мы используем CEEMDAN — более современную модификацию алгоритма разложения, поскольку он устраняет некоторые недостатки классического EMD. Во-вторых, мы исключаем из рассмотрения моды, статистически не отличимые от шума. Для этого мы выполняем соответствующий тест, предложенный ранее в (Flandrin et al., 2004). В-третьих, для получения из исходного временного ряда долгосрочной составляющей мы используем процедуру выделения тренда, предложенную ранее в (Afanasyev, Fedorova, 2016)<sup>2</sup>.

### 2.3. Тест причинности по Грэнджеру

Если историческая информация о слабо стационарном временном ряде  $x_t$  помогает в прогнозировании текущих и будущих значений другого слабо стационарного ряда  $y_t$ , то говорят, что  $x_t$  является  $y_t$  причиной по Грэнджеру (Granger, 1969). Математическое определение формулируется от обратного утверждения:  $x_t$  не является причиной  $y_t$ , если выполняется равенство  $Pr(y_{t+1} | I_t) = Pr(y_{t+1} | I_t^*)$ , где  $Pr$  — условное по информационному множеству распределение вероят-

<sup>2</sup> Описание методологических аспектов процедур тестирования IMF и фильтрации тренда требует развернутого изложения. Поэтому в целях сокращения объема статьи мы предлагаем читателю самостоятельно ознакомиться с указанными работами.



ности временного ряда  $y_t$ ;  $I_t = \{x_1, \dots, x_t, y_1, \dots, y_t\}$  – полное информационное множество до момента времени  $t$ , а  $I_t^* = \{y_1, \dots, y_t\}$  – информационное множество без информации о процессе  $x_t$  до момента времени  $t$ .

На практике для тестирования наличия двусторонней причинности по Грэнджеру может быть использована следующая процедура.

1. Для каждого временного ряда выполняем тест Дики–Фуллера на наличие единичного корня. Если тест не отклоняет нулевой гипотезы на 1%-ном уровне, то переходим к более высокому порядку разностей. Процедура повторяется до тех пор, пока не будет подтверждена стационарность и не будут определены порядки интегрированности  $I_x$  и  $I_y$ . Для дальнейшего анализа выбирается общий порядок  $I = \max(I_x, I_y)$  и выполняется соответствующее преобразование для рядов  $x_t$  и  $y_t$ .

2. Оцениваем векторную авторегрессионную модель (VAR) для лагов  $P$  от 1 до 30:

$$y_t = a_0 + \sum_i a_i y_{t-i} + \sum_i b_i x_{t-i} + u_t, \quad x_t = c_0 + \sum_i c_i x_{t-i} + \sum_i d_i y_{t-i} + v_t,$$

где  $i = 1, \dots, P$ , а  $u_t$  и  $v_t$  – остатки модели, которые полагаются независимыми и идентично распределенными с нулевым средним и постоянной дисперсией. С помощью информационного критерия Акаике (AIC) выбираем оптимальную величину лага  $P_{AIC}$ , которая минимизирует AIC.

3. Для оценки адекватности модели  $VAR(P_{AIC})$ , выбранной на предыдущем шаге, выполняем для остатков асимптотический тест Бреуша–Годффри (LM-тест), нулевая гипотеза которого утверждает отсутствие в них автокорреляции. Если  $p$ -значение теста меньше 5%, то отклоняем  $H_0$  и выполняем оценку параметров и тестирование остатков для модели с увеличенным числом лагов  $P_{BG} = P_{AIC} + 1$ . Число лагов, для которого автокорреляции остатков уже не наблюдается, обозначим  $P_{BG} \geq P_{AIC}$ .

4. Для выявления причинности по Грэнджеру выполняем F-тест о совместном равенстве нулю коэффициентов модели  $VAR(P_{BG})$  для двух случаев:

- $H_0$ :  $x_t$  не является причиной по Грэнджеру для  $y_t$ , т.е.  $b_i = 0$ ,  $i = 1, \dots, P_{BG}$ ;
- $H_0$ :  $y_t$  не является причиной по Грэнджеру для  $x_t$ , т.е.  $d_i = 0$ ,  $i = 1, \dots, P_{BG}$ .

### 3. Данные

В данном исследовании мы рассмотрели три электроэнергетических рынка на сутки вперед: ценовые зоны «Европа–Урал» (ATS EU) и «Сибирь» (ATS SI) российской биржи ATS в период с 01.04.2011 по 31.12.2013 и британскую биржу APX Power UK в период с 24.02.2014 по 02.07.2016. Выбор именно этих периодов продиктован в основном доступностью необходимых для исследования данных.



Для российского рынка, функционирование которого обеспечивает администратор торговой системы (АО «АТС»<sup>3</sup>), в качестве цены на электроэнергию были использованы ежедневные значения средневзвешенной цены покупки (за 24 часовых периода), публикуемые на сайте «АТС». Каждую ценовую зону ATS EU и ATS SI мы рассматриваем как независимый рынок, что обусловлено их географической удаленностью, различием топливной структуры генерации и незначительным перетоком электроэнергии между ними. В качестве показателя спроса мы использовали среднее арифметическое 24 часовых значений его прогноза, доступного на сайте системного оператора (ОАО «СО ЕЭС»)<sup>4</sup>.

Структура тепловой генерации российской электроэнергетики представлена в основном двумя видами топлива: газом и углем. Согласно данным Международного энергетического агентства (IEA) в течение 2011–2013 гг. примерно 49% выработки электричества приходилось на газ и 15,5% — на уголь<sup>5</sup>. Однако мы не стали включать газ в наши исследования, а рассмотрели только рынок угля, для чего есть три причины.

Во-первых, в России действует государственная монополия на продажу газа, а его цена для производственных компаний определяется Федеральной службой по тарифам, которые обычно пересматриваются не чаще двух раз в год. Поэтому можно ожидать, что на краткосрочных и среднесрочных масштабах их влияние проявляться не будет, определяя только долгосрочный равновесный уровень цены на электроэнергию. Для количественной проверки этого предположения мы выделили из цены на электроэнергию долгосрочную составляющую (используя декомпозицию на эмпирические моды на базе алгоритма SEEMDAN (Afanasyev, Fedorova, 2016)), удалили ее из исходного временного ряда и рассчитали линейную корреляцию между ценой на газ и полученной краткосрочной компонентой цены на электроэнергию. Для обоих рынков коэффициент корреляции оказался статистически незначим на уровне 10% и составил 0,02 для ATS EU и 0,04 — для ATS SI. Отметим также тот факт, что в ценовой зоне «Сибирь» корреляция даже долгосрочных компонент цен на газ и электроэнергию хотя и оказалась статистически значима на 1%-ном уровне, но является достаточно слабой, а соответствующий коэффициент равен 0,38.

Во-вторых, процедура декомпозиции ступенчатого временного ряда тарифов хотя и позволит технически выделить его компоненты, но их интерпретация и соответствие реальным внутренним механизмам тарифного ценообразования сомнительны.

В-третьих, данное исследование сфокусировано прежде всего на рыночных механизмах ценообразования, которые выглядят более интересными с научной и практической точки зрения.

Данные о ценах на уголь были предоставлены нам одним из крупнейших международных аналитических агентств, название кото-

<sup>3</sup> АО «Администратор торговой системы оптового рынка электроэнергии» (<http://atsenergo.ru>).

<sup>4</sup> ОАО «СО ЕЭС»: Оптовый рынок электроэнергии и мощности (<http://br.so-ups.ru/>).

<sup>5</sup> См. отчет Международного энергетического агентства ([https://www.iea.org/statistics/statist\\_icssearch/report/?country=Russia&product=electricityandheat](https://www.iea.org/statistics/statist_icssearch/report/?country=Russia&product=electricityandheat)).

рого не раскрывается ввиду его требования анонимности. Торговля углем в России не ведется на какой-либо централизованной бирже, ввиду чего котировки формируются агентством методом опроса ключевых участников рынка. Нам были доступны цены в разрезе наиболее крупных областей России: Ленинградская, Московская, Рязанская, Смоленская и Свердловская области (ценовая зона «Европа–Урал»), а также Кемеровская, Новосибирская и Томская области (ценовая зона «Сибирь»). Цены включают усредненные расходы на транспортировку (стоимость аренды полувагона). Для каждой ценовой зоны использовались три наиболее распространенные в России марки энергетического угля: «Д», «Т» и «СС» (в порядке роста их калорийности). Так как их представленность в различных регионах страны отличается, а данные по объемам потребления в разрезе областей нам были недоступны, то в качестве прокси-цены угля мы использовали простое арифметическое среднее цен марок угля, которые используются в соответствующих областях ценовых зон «Европа–Урал» и «Сибирь».

В качестве цены электроэнергии на английском рынке мы использовали ежедневный спотовый индекс (APX также называет его ценой базовой нагрузки), который представляет собой среднее арифметическое 48 получасовых, взвешенных по объему, цен. При этом взвешивание выполняется по трем типам контрактов: получасовые, двухчасовые и четырехчасовые блочные контракты<sup>6</sup>. Для оценки спроса на электроэнергию использовалось среднее арифметическое 48 получасовых значений показателя заявленного спроса (indicated demand)<sup>7</sup>.

Структура тепловой генерации британской электроэнергетики состоит преимущественно из газа и угля. При этом, согласно данным Департамента энергетики и климатических изменений Великобритании, в 2014 г. на оба вида топлива пришлось по 30% сгенерированной электроэнергии<sup>8</sup>. Так как для российского рынка мы включили в исследование только рынок угля, то в целях поддержания общей логики работы для Великобритании мы также рассматривали только этот рынок. Данные о ценах на уголь были получены с ресурса Quandl<sup>9</sup>; они представляют собой цену взаиморасчетов для фьючерса API2 CIF ARA (непрерывный контракт MTF1, ближайший месяц поставки). Цены угля были конвертированы из долларов США в английские фунты<sup>10</sup>.

Следуя мультипликативной модели цены электроэнергии с экспоненциальной кривой предложения, предложенной в (Piggong, Jermakyan, 2008), мы выполнили логарифмическое преобразование цен, а величину спроса оставили на исходной шкале. Рис. 2 и 3 показывают временные ряды цен на электроэнергию и уголь, а также спроса

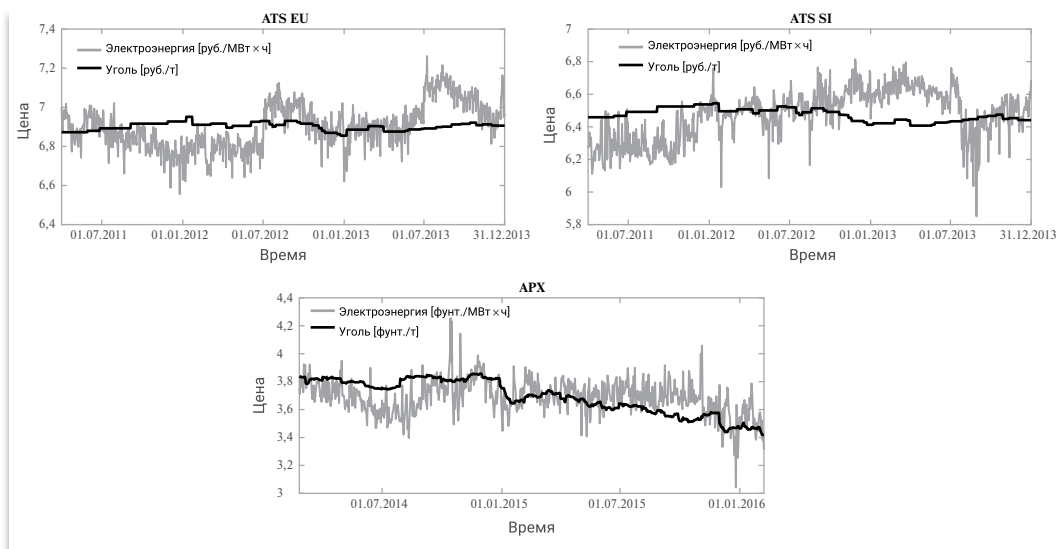
<sup>6</sup> Данные публикуются в подготовленном виде на веб-сайте <https://apxgroup.com>.

<sup>7</sup> Публикуется на сайте <http://bmreports.com/>.

<sup>8</sup> См. инфографику на официальном сайте правительства Великобритании ([https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment\\_data/file/449424/Chapter\\_5\\_Electricity.pdf](https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/449424/Chapter_5_Electricity.pdf)).

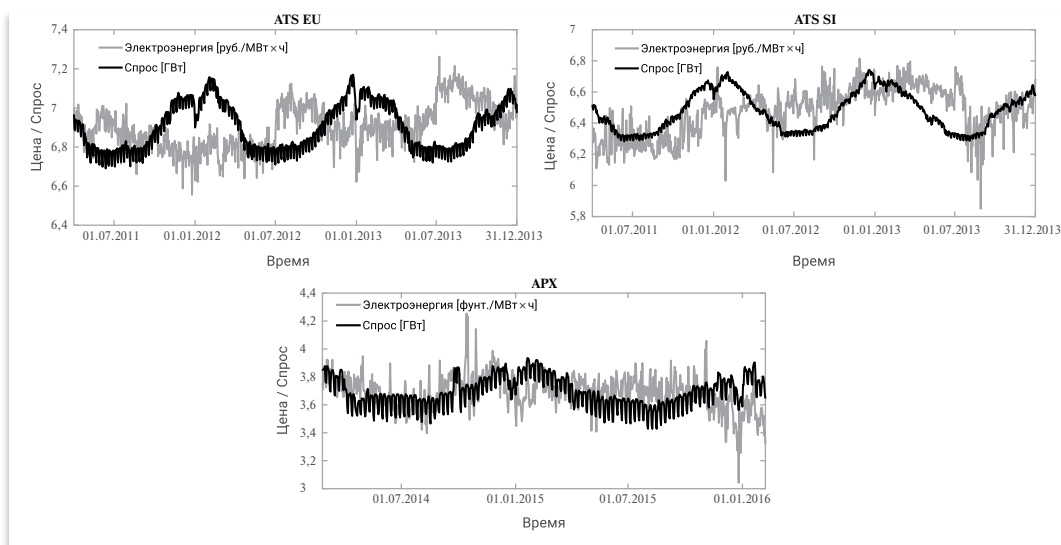
<sup>9</sup> См. [https://quandl.com/data/chris/cme\\_mtf1](https://quandl.com/data/chris/cme_mtf1).

<sup>10</sup> Использован обменный курс Банка Англии (<http://bankofengland.co.uk/>).



**Рис. 2**

Динамика цен на электроэнергию и уголь (в логарифмах) на рынках «Европа–Урал» (ATS EU), «Сибирь» (ATS SI) и APX



**Рис. 3**

Динамика цены и спроса на электроэнергию (в логарифмах) на рынках «Европа–Урал» (ATS EU), «Сибирь» (ATS SI) и APX

(для наглядности спрос масштабирован, чтобы его среднее совпадало со средним ценю электроэнергии). Табл. 1 содержит описательную статистику данных.

Таблица 1

Описательная статистика цен на электроэнергию, уголь (в логарифмах) и спроса для рынков АТС «Европа–Урал», АТС «Сибирь» и APX Power UK

Статистика	«Европа–Урал» (ATS EU)			«Сибирь» (ATS SI)			APX Power UK		
	E	C	D	E	C	D	E	C	D
Среднее	6,90	7,67	86,47	6,47	7,22	23,30	3,69	3,69	26,63
Медиана	6,90	7,67	84,43	6,50	7,22	22,68	3,69	3,70	26,15
Стандартное отклонение	0,11	0,02	10,46	0,15	0,04	2,96	0,13	0,12	2,90
Интерквартильный диапазон	0,16	0,03	18,07	0,22	0,06	5,45	0,15	0,22	3,77
Коэффициент вариации, %	2	0	12	2	1	13	3	3	11
Скошенность	0,19	-0,18	0,41	-0,47	-0,02	0,41	-0,16	-0,41	0,30
Избыточный куртозис	-0,33	-0,49	-1,06	-0,37	-1,12	-1,09	1,95	-1,06	-0,54
Тест Харке–Бера, статистика	10,74	15,26	75,04	42,52	53,00	77,30	116,52	52,99	19,23
Тест Харке–Бера, $p$ -значение	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Тест Дики–Фуллера, статистика	-10,15	-2,61	-4,19	-10,20	-2,30	-1,77	-12,89	-2,02	-7,77
Тест Дики–Фуллера, $p$ -значение	0,00	0,29	0,00	0,00	0,44	0,71	0,00	0,58	0,00
Тест Льюнга–Бокса, статистика	3900	5561	5250	3647	5866	5844	922	4116	1905
Тест Льюнга–Бокса, $p$ -значение	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

**Примечание.**  $E$  – цена электроэнергии (логарифм),  $C$  – цена угля (логарифм),  $D$  – спрос (в ГВт);  $H_0$  теста Харке–Бера: выборка получена из нормального распределения с неизвестным средним и дисперсией;  $H_0$  теста Дики–Фуллера: наличие единичного корня против тренд-стационарной альтернативы;  $H_0$  теста Льюнга–Бокса: автокорреляция отсутствует до 12 лага. Для ATS EU и ATS SI статистика приведена для периода 01.04.2011 – 31.12.2013, для APX Power UK – 24.02.2014 – 02.07.2016.

#### 4. Результаты

Рассмотрим сначала результаты первого шага мультимасштабного адаптивного подхода. На рис. 1 на примере цены электроэнергии в зоне «Европа–Урал» российского рынка показано разложение на эмпирические моды, полученное с помощью CEEMDAN. Используя процедуру тестирования, предложенную (Flandrin et al., 2004), мы обнаружили, что  $IMF_1$  и  $IMF_2$  статистически неотличимы от шума и поэтому признаются несущественными для дальнейшего анализа. Аналогичные результаты были получены и для остальных временных рядов. Период мод с третьей по восьмую изменяется от одной недели

до четырех месяцев, при этом IMF с одинаковыми индексами демонстрируют примерно идентичные периоды. Результаты выделения тренд-циклической составляющей (Afanasyev, Fedorova, 2016) показали, что моды с периодами более четырех месяцев объединяются в долгосрочную компоненту. Таким образом, в результате первого шага мультимасштабного адаптивного подхода были получены семь компонент каждого временного ряда, для которых далее выполняется каузальный анализ.

В табл. 2 содержатся результаты тестирования наличия причинности по Грэнджеру между ценой и спросом на электроэнергию для компонент, соответствующих различным временным масштабам. Как видно, все краткосрочные моды оказываются стационарными, а их порядок интегрированности равен нулю. Это также верно для среднесрочных мод с периодом в один месяц. Для мод с периодами от двух месяцев порядок интегрированности отличен от нуля (кроме ценовой зоны «Сибирь» российского рынка), поэтому для дальнейшего тестирования причинности были выполнены соответствующие преобразования (взятие разностей требуемого порядка). Можно отметить, что число лагов, определенное с помощью теста Бреуша–Годфри и включаемое в VAR-модель, в среднем оказывается больше для краткосрочных мод по сравнению со среднесрочными.

Таблица 2

Мультимасштабный адаптивный каузальный анализ для цены и спроса на электроэнергию на рынках АТС «Европа–Урал», АТС «Сибирь» и APX Power UK

Временной масштаб	$ADF_E(I)$	$ADF_D(I)$	$BG(p)$	$F_E$	$F_D$	Влияние
<b>ATS EU</b>						
Исходный		-10,71*** (1)	-9,08*** (1)	118,86 (26)	4,44***	2,77*** $E \leftrightarrow D$
Краткосрочный	< 1 недели	-19,97*** (0)	-24,21*** (0)	114,36* (23)	5,56***	1,61** $E \leftrightarrow D$
	1 неделя	-16,27*** (0)	-14,91*** (0)	161,05*** (30)	5,17***	3,87*** $E \leftrightarrow D$
	2 недели	-12,22*** (0)	-10,96*** (0)	94,73* (19)	0,83	2,22*** $E \leftarrow D$
Среднесрочный	1 месяц	-8,99*** (0)	-6,61*** (0)	65,77 (16)	2,34***	1,19 $E \rightarrow D$
	2 месяца	-5,14*** (1)	-5,31*** (0)	25,15 (6)	2,76***	0,6 $E \rightarrow D$
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,51*** (1)	-4,22*** (0)	24,1 (6)	3,67***	1,54 $E \rightarrow D$
	> 1 года	-4,39*** (2)	-5,75*** (0)	34,78 (7)	0,17	1,14 $E \times D$

Окончание таблицы 2

Временной масштаб	$ADF_E(I)$	$ADF_D(I)$	$BG(p)$	$F_E$	$F_D$	Влияние	
<b>ATS SI</b>							
Исходный		-10,33*** (1)	-6,66*** (1)	55,2 (12)	1,06	1,2	$E \times D$
Краткосрочный	< 1 недели	-15,48*** (0)	-23,2*** (0)	69,22 (14)	1,04	1,43	$E \times D$
	1 неделя	-15,17*** (0)	-16,03*** (0)	132,76 (28)	0,66	0,49	$E \times D$
	2 недели	-11,66*** (0)	-10,91*** (0)	113,74 (24)	0,82	1,04	$E \times D$
Среднесрочный	1 месяц	-7,83*** (0)	-6,62*** (0)	33,79 (7)	1,3	0,87	$E \times D$
	2 месяца	-5,37*** (0)	-7,23*** (1)	41,07 (11)	1,26	0,47	$E \times D$
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,76*** (1)	-4,16*** (0)	23,64 (7)	2,00*	1,07	$E \times D$
	> 1 года	-3,99*** (2)	-3,94*** (0)	45,56 (8)	0,58	1,95*	$E \times D$
<b>APX</b>							
Исходный		-12,75*** (1)	-9,92*** (1)	56,91 (14)	1,05	3,18***	$E \leftarrow D$
Краткосрочный	< 1 недели	-13,53*** (0)	-20,19*** (0)	58,08 (14)	0,72	3,22***	$E \leftarrow D$
	1 неделя	-10,57*** (0)	-12,93*** (0)	85,53 (23)	1,19	3,72***	$E \leftarrow D$
	2 недели	-9,17*** (0)	-8,75*** (0)	84,51 (24)	1,33	3,96***	$E \leftarrow D$
Среднесрочный	1 месяц	-6,62*** (0)	-6,03*** (0)	58,21 (14)	0,58	1,57*	$E \times D$
	2 месяца	-4,89*** (1)	-5,6*** (0)	25,74 (6)	1,75	0,7	$E \times D$
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,43*** (2)	-4,46*** (0)	27,15 (5)	2,22**	0,36	$E \rightarrow D$
	> 1 года	-5,84*** (4)	-7,06*** (4)	8,33 (2)	1,19	0,56	$E \times D$

**Примечание.** Уровни значимости: «\*\*\*» – 1%, «\*\*» – 5%, «\*» – 10%. В колонках ADF приведена статистика теста Дики–Фуллера, в скобках – порядок интеграции  $I$ , для которого временной ряд признается стационарным на уровне 1%; в колонке  $BG$  – LM-статистика теста Бреуша–Годфри, в скобках – число лагов, включаемых в VAR-модель; в колонках  $F$  – статистика теста Грэнджера на причинность; в последней колонке – направление влияния для уровня значимости в 5%. Для ATS EU и ATS SI анализ проведен для периода 01.04.2011–31.12.2013, для APX Power UK – 24.02.2014–02.07.2016.

Принимая 5% в качестве допустимого уровня значимости и проведя анализ полученных F-статистик, можно сделать ряд выводов о причинно-следственных связях между ценой и спросом на электроэнергию.

1. На краткосрочных масштабах спрос является причиной по Грэнджеру для цены электроэнергии на рынках ATS EU и APX. Этот результат показывает, что краткосрочный дисбаланс спроса и предложения способен значимо воздействовать на цену электроэнергии. Это вполне ожидаемо, если принять во внимание, что существенная доля генерации на этих рынках приходится на теплоэлектростанции, для которых способность задействовать резервные мощности ограничена в силу технологических особенностей. Для периодов в одну неделю влияние со стороны спроса также объясняется характерной сезонностью: в выходные потребление падает, а цена корректируется в сторону уменьшения.

В то же время для ценовой зоны «Сибирь» российского рынка спрос незначимо влияет на цену электроэнергии. По нашему мнению, это может быть связано с тем, что в Сибири существенная доля генерации приходится на гидроэлектростанции, которые имеют возможность оперативно изменять свой режим работы, включая резервные мощности для компенсации дисбаланса между спросом и предложением. Отметим также, что в зоне «Европа–Урал» причинность является двусторонней, т.е. изменение цены на электроэнергию влияет на спрос. Потенциально это свидетельствует о том, что потребители здесь способны относительно быстро корректировать свои требования объемов электроэнергии.

2. В среднесрочном периоде влияние со стороны спроса на цену электроэнергии ни на одном рынке не обнаруживается. По нашему мнению, такой результат можно объяснить тем, что, независимо от технологической структуры конкретного рынка, на временных периодах от одного до двух месяцев электростанции способны задействовать необходимые мощности (либо самостоятельно, либо в результате регулирующих действий системного оператора), чтобы обеспечить баланс между генерацией и потреблением на рынке электроэнергии.

3. На долгосрочных временных масштабах причинность по Грэнджеру обнаруживается для периодов колебаний в 6–12 месяцев, что соответствует годовой сезонности спроса. А так как выявлено влияние именно цены электроэнергии на спрос, а не обратное воздействие, то можно заключить, что годовая сезонность спроса несущественно воздействует на цену электроэнергии на исследованных рынках. Что касается тренд-циклических периодов более одного года, то причинность по Грэнджеру здесь не была обнаружена. Таким образом, можно сделать вывод, что изменения потребления в долгосрочной перспективе несущественно влияют на стоимость электроэнергии на рынках ATS EU, ATS SI и APX.



Важно отметить, что результаты тестирования причинности по Грэнджеру для исходных недекомпозированных данных не всегда совпадают с результатами для наиболее долгосрочных временных масштабов, хотя можно ожидать, что последние вносят основной вклад в вариацию временных рядов. Это говорит о том, что мультимасштабный адаптивный каузальный анализ позволяет более детально исследовать комплексные механизмы ценообразования на рынке электроэнергии, учитывая взаимосвязи в том числе на кратко- и среднесрочных масштабах, которые могут корректировать общий результат.

Табл. 3 содержит результаты тестирования причинности по Грэнджеру между рынками электроэнергии и угля для компонент, соответствующих различным временным масштабам. Принимая, как и ранее, 5% в качестве приемлемого уровня значимости, можно заключить следующее.

1. На краткосрочных периодах влияние изменений цены угля на рынок электроэнергии было обнаружено только в ценовой зоне «Сибирь». По нашему мнению, это объясняется двумя факторами:

- а) электростанции в общем случае формируют запасы угля, а также заключают среднесрочные договоры на поставку данного топлива, ввиду чего изменение цены последнего одномоментно не отражается на стоимости электроэнергии (поэтому мы не обнаружили данного влияния на ATS EU и APX);
- б) в Сибири существенная доля теплогенерации приходится на угольные электростанции, поэтому здесь перенос ситуации с рынка угля на рынок электроэнергии происходит гораздо быстрее, чем на двух других рассмотренных рынках.

Таблица 3

Мультимасштабный адаптивный каузальный анализ для цены электроэнергии и угля на рынках АТС «Европа–Урал», АТС «Сибирь» и APX Power UK

Временной масштаб	$ADF_E (I)$	$ADF_C (I)$	$BG (p)$	$F_E$	$F_C$	Влияние	
<b>ATS EU</b>							
Исходный		-10,71*** (1)	-9,93*** (1)	97,39* (19)	2,38***	0,57	$E \rightarrow C$
Краткосрочный	< 1 недели	-19,97*** (0)	-22,19*** (0)	106,33* (22)	0,86	0,46	$E \times C$
	1 неделя	-16,27*** (0)	-14,3*** (0)	91,94* (18)	1,25	0,89	$E \times C$
	2 недели	-12,22*** (0)	-11,6*** (0)	98,26 (24)	1,26	1,27	$E \times C$
Среднесрочный	1 месяц	-8,99*** (0)	-7,77*** (0)	29,2 (7)	2,77***	1,11	$E \rightarrow C$
	2 месяца	-5,14*** (1)	-5,4*** (0)	25,2 (6)	2,4**	0,88	$E \rightarrow C$

Окончание таблицы 3

Временной масштаб		$ADF_E (I)$	$ADF_C (I)$	$BG (p)$	$F_E$	$F_C$	Влияние
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,51*** (1)	-5,35*** (2)	26,73 (5)	0,76	1,46	$E \times C$
	> 1 года	-4,39*** (2)	-8,34*** (2)	39,75 (8)	1,65	2,35**	$E \leftarrow C$
<b>ATS SI</b>							
Исходный		-10,33*** (1)	-9,14*** (1)	38,58 (12)	1,21	2,22***	$E \leftarrow C$
Краткосрочный	< 1 недели	-15,48*** (0)	-21,36*** (0)	53,16 (15)	0,93	2,05***	$E \leftarrow C$
	1 неделя	-15,17*** (0)	-16,28*** (0)	115,34* (24)	1,27	0,93	$E \times C$
	2 недели	-11,66*** (0)	-11,28*** (0)	112,86* (23)	0,52	1,68***	$E \leftarrow C$
Среднесрочный	1 месяц	-7,83*** (0)	-7,14*** (0)	64,43 (15)	1,23	1,1	$E \times C$
	2 месяца	-5,37*** (0)	-4,37*** (0)	33,21 (7)	1,65	0,67	$E \times C$
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,76*** (1)	-3,94*** (0)	25,39 (6)	0,55	0,8	$E \times C$
	> 1 года	-3,99*** (2)	-3,91*** (2)	27,07 (6)	2,88***	0,56	$E \rightarrow C$
<b>APX</b>							
Исходный		-12,75*** (1)	-7,93*** (1)	46,96* (9)	1,16	0,9	$E \times C$
Краткосрочный	< 1 недели	-13,53*** (0)	-18,87*** (0)	50,14 (12)	1,06	0,77	$E \times C$
	1 неделя	-10,57*** (0)	-14,52*** (0)	90,64* (18)	0,9	0,82	$E \times C$
	2 недели	-9,17*** (0)	-9,17*** (0)	131,8* (27)	0,86*	0,69	$E \times C$
Среднесрочный	1 месяц	-6,62*** (0)	-4,98*** (0)	50,79 (11)	1,07	1,19	$E \times C$
	2 месяца	-4,89*** (1)	-5,21*** (0)	42,85 (9)	1,25	1,74*	$E \times C$
Долгосрочный	6–12 месяцев	-4,43*** (2)	-3,91*** (0)	23,09 (8)	3,18***	0,42	$E \rightarrow C$
	> 1 года	-5,84*** (4)	-7,17*** (4)	8,5 (2)	1,16	3,99**	$E \leftarrow C$

**Примечание.** Уровни значимости: «\*\*\*» – 1%, «\*\*» – 5%, «\*» – 10%. В колонках  $ADF$  приведена статистика теста Дики–Фуллера, в скобках – порядок интеграции  $I$ , для которого временной ряд признается стационарным на уровне 1%; в колонке  $BG$  – LM-статистика теста Бреуша–Годфри, в скобках – число лагов, включаемых в VAR-модель; в колонках  $F$  – статистика теста Гранджера на причинность; в последней колонке – направление влияния для уровня значимости 5%. Для ATS EU и ATS SI анализ проведен для периода 01.04.2011–31.12.2013, для APX Power UK – 24.02.2014–02.07.2016.

2. На среднесрочных масштабах цены угля не влияют на стоимость электроэнергии. При этом на рынке ATS EU обнаруживается обратная связь. Это говорит о том, что на данных временных периодах поставщики угля устанавливают цену, ориентируясь на ситуацию на рынке электроэнергии.

3. На тренд-циклических масштабах от 1 года уголь значительно влияет на цену электроэнергии на рынках ATS EU и APX, в то время как на рынке ATS SI направление влияния является обратным. Последнее, по нашему мнению, связано с тем, что, хотя уголь и является важнейшим топливом для электрогенерации в Сибири, но в долгосрочной перспективе основное влияние здесь оказывает развитие гидрогенерации, доля которой составляет примерно 60%, а поставщики угля вынуждены адаптироваться к ситуации на рынке электроэнергии.

### 5. Заключение

В данном исследовании мы рассмотрели вопросы влияния внутренних и внешних детерминант на цену электроэнергии, а именно спроса на нее и цен на уголь, который используется на теплоэлектростанциях как первичный источник энергии. Были рассмотрены две ценовые зоны российского рынка («Европа–Урал» – ATS EU и «Сибирь» – ATS SI), а также английская биржа APX Power UK. Методология исследования строилась на базе мультимасштабного адаптивного каузального анализа, состоящего из декомпозиции на эмпирические моды и теста причинности по Грэнджеру. Предлагаемый подход позволяет перейти от изучения взаимосвязей на исходном уровне данных к более детальному исследованию комплексных механизмов ценообразования на рынке электроэнергии на различных временных масштабах.

Обобщая полученные результаты, мы можем заключить следующее. Краткосрочные сезонные колебания спроса на электроэнергию, связанные с бизнес-циклом потребителей, оказывают влияние на ее цену на рынках ATS EU и APX, в то время как в ценовой зоне «Сибирь» влияние отсутствует. Для зоны «Европа–Урал» обнаружено также статистически значимое влияние цены на спрос, что является весьма интересным результатом, так как обычно утверждается, что в краткосрочных периодах спрос на электроэнергию является крайне неэластичным по цене. Годовые сезонные колебания спроса, которые связаны с естественно-климатическими циклами, не имеют существенного воздействия на цену электроэнергии ни на одном из исследованных рынков. Аналогичные результаты получены и для масштабов тренд-циклических изменений.

Что касается влияния стоимости угля на цену электроэнергии, то на краткосрочных периодах оно не было выявлено для рынков ATS EU и APX, но обнаружено в ценовой зоне «Сибирь». Первый результат находится в соответствии с выводами исследования (Ferkingsstad et al.,

2011), в котором показано отсутствие одномоментного переноса ситуации с рынка угля на рынок электроэнергии. Вторым результатом объясняется особенностями топливной структуры генерации на ATS SI, в которой подавляющую долю имеет уголь. На масштабах тренд-циклических изменений цена на электроэнергию на рынках ATS EU и APX формируется под воздействием динамики цен на уголь. Этот вывод соответствует результатам исследования (Menezes et al., 2016), в котором авторы показали, что тренд в ценах на электроэнергию биржи APX с высокой вероятностью отражает тренд на угольном рынке. В то же время в ценовой зоне «Сибирь» влияние угля не было обнаружено, так как здесь основную роль в электроэнергетике в долгосрочном периоде играет развитие гидрогенерации.

Таким образом, можно утверждать, что механизм ценообразования на исследованных рынках электроэнергии является комплексным, зависит от изучаемых временных периодов и на каждом из них формируется с учетом особенностей конкретного рынка. При этом для рынков ATS EU и APX подтверждаются такие известные стилизованные факты, как наличие влияния недельной сезонности спроса на цену и сонаправленное долгосрочное движение цен на электроэнергию и первичные виды топлива, в то время как для ATS SI мы не нашли тому достаточных доказательств. С практической точки зрения это свидетельствует о необходимости учитывать разные факторы при построении моделей цен на электроэнергию в целях прогнозирования и управления рисками на указанных рынках.

#### ЛИТЕРАТУРА

- Afanasyev D., Fedorova E.** (2016). The Long-Term Trends on the Electricity Markets: Comparison of Empirical Mode and Wavelet Decompositions // *Energy Economics*. Vol. 56. P. 432–442.
- Afanasyev D., Fedorova E., Popov V.** (2015). Fine Structure of the Price-Demand Relationship in the Electricity Market: Multi-Scale Correlation Analysis // *Energy Economics*. Vol. 51. P. 215–226.
- Alvarez-Ramirez J., Escarela-Perez R.** (2010). Time-Dependent Correlations in Electricity Markets // *Energy Economics*. Vol. 32 (2). P. 269–277.
- Carmon R., Coulon M.** 2014. A Survey of Commodity Markets and Structural Models for Electricity Prices. In: *Quantitative Energy Finance*. New York: Springer. P. 41–83.
- Chen N., Wu Z., Huang N.** (2010). The Time-Dependent Intrinsic Correlation based on the Empirical Mode Decomposition // *Advances in Adaptive Data Analysis*. Vol. 2 (2). P. 223–265.
- Colominas M., Schlotthauer G., Torres M., Flandrin P.** (2012). Noise-Assisted EMD Methods in Action // *Advances in Adaptive Data Analysis*. Vol. 4 (4). P. 1–11.
- Ferkingstad E., Løland A., Wilhelmsen M.** (2011). Causal Modeling and Inference for Electricity Markets // *Energy Economics*. Vol. 33 (3). P. 404–412.

- Flandrin P., Goncalves P., Rilling G.** (2004). Detrending and Denoising with Empirical Mode Decomposition. In: “*12th European Signal Processing Conference*”. P. 1581–1584.
- Fuss R., Mahringer S., Prokopczuk M.** (2015). Electricity Derivatives Pricing with Forward-Looking Information // *Journal of Economic Dynamics and Control*. Vol. 58. P. 34–57.
- Granger C.W.J.** (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods // *Econometrica*. Vol. 37 (3) . P. 424–438.
- Haldrup N., Nielsen F., Nielsen M.** (2010). A Vector Autoregressive Model for Electricity Prices Subject to Long Memory and Regime Switching // *Energy Economics*. Vol. 32. P. 1044–1058.
- Howison S., Coulon M.** (2009). Stochastic Behavior of the Electricity Bid Stack: From Fundamental Drivers to Power Prices // *Journal of Energy Markets*. Vol. 2 (1). P. 29–69.
- Huang N., Shen Z., Long S., Wu M., Shih H., Zheng Q., Yen N., Tung C., Liu H.** (1998). The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis. In: “*Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*”. Vol. 454. P. 903–995.
- Menezes L. de, Houllier M.A., Tamvakis M.** (2016). Time-Varying Convergence in European Electricity Spot Markets and their Association with Carbon and Fuel Prices // *Energy Policy*. Vol. 88. P. 613–627.
- Moutinho V., Vieira J., Moreira A.C.** (2011). The Crucial Relationship Among Energy Commodity Prices: Evidence from the Spanish Electricity Market // *Energy Policy*. Vol. 39. P. 5898–5908.
- Pirrong C., Jermakyan M.** 2008. The Price of Power: The Valuation of Power and Weather Derivatives // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 32 (12). P. 2520–2529.
- Torres M., Colominas M., Schlotthauer G., Flandrin P.** (2011). A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise. Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. P. 4144–4147.
- Uritskaya O.Y., Serletis A.** (2008). Quantifying Multiscale Inefficiency in Electricity Markets // *Energy Economics*. Vol. 30 (6). P. 3109–3117.
- Weron R.** (2006). Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach. Chichester: John Wiley and Sons.
- Wu Z., Huang N.** (2009). Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method // *Advances in Adaptive Data Analysis*. Vol. 1 (1). P. 1–41.
- Yu L., Li J., Tang L., Wang S.** (2015). Linear and Nonlinear Granger Causality Investigation between Carbon Market and Crude Oil Market: A Multi-Scale Approach // *Energy Economics*. Vol. 51. P. 300–311.
- Zachmann G.** (2013). A Stochastic Fuel Switching Model for Electricity Prices // *Energy Economics*. Vol. 35. P. 5–13.

Поступила в редакцию 29 января 2017 г.

## REFERENCES (with English translation or transliteration)

- Afanasyev D., Fedorova E.** (2016). The Long-Term Trends on the Electricity Markets: Comparison of Empirical Mode and Wavelet Decompositions. *Energy Economics*, 56, 432–442.
- Afanasyev D., Fedorova E., Popov V.** (2015). Fine Structure of the Price-Demand Relationship in the Electricity Market: Multi-Scale Correlation Analysis. *Energy Economics*, 51, 215–226.
- Alvarez-Ramirez J., Escarela-Perez R.** (2010). Time-Dependent Correlations in Electricity Markets. *Energy Economics*, 32 (2), 269–277.
- Carmon R., Coulon M.** 2014. A Survey of Commodity Markets and Structural Models for Electricity Prices. In: “*Quantitative Energy Finance*”. New York: Springer, 41–83.
- Chen N., Wu Z., Huang N.** (2010). The Time-Dependent Intrinsic Correlation based on the Empirical Mode Decomposition. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2 (2), 223–265.
- Colominas M., Schlotthauer G., Torres M., Flandrin P.** (2012). Noise-Assisted EMD Methods in Action. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 4 (4), 1–11.
- Ferkingstad E., Løland A., Wilhelmsen M.** (2011). Causal Modeling and Inference for Electricity Markets. *Energy Economics*, 33 (3), 404–412.
- Flandrin P., Goncalves P., Rilling G.** (2004). Detrending and Denoising with Empirical Mode Decomposition. In: “*12th European Signal Processing Conference*”, 1581–1584.
- Fuss R., Mahringer S., Prokopczuk M.** (2015). Electricity Derivatives Pricing with Forward-Looking Information. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 58, 34–57.
- Granger C.W.J.** (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica*, 37 (3), 424–438.
- Haldrup N., Nielsen F., Nielsen M.** (2010). A Vector Autoregressive Model for Electricity Prices Subject to Long Memory and Regime Switching. *Energy Economics*, 32, 1044–1058.
- Howison S., Coulon M.** (2009). Stochastic Behavior of the Electricity Bid Stack: From Fundamental Drivers to Power Prices. *Journal of Energy Markets*, 2 (1), 29–69.
- Huang N., Shen Z., Long S., Wu M., Shih H., Zheng Q., Yen N., Tung C., Liu H.** (1998). The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis. In: “*Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*”. Vol. 454, 903–995.
- Menezes L. de, Houllier M.A., Tamvakis M.** (2016). Time-Varying Convergence in European Electricity Spot Markets and their Association with Carbon and Fuel Prices. *Energy Policy*, 88, 613–627.
- Moutinho V., Vieira J., Moreira A.C.** (2011). The Crucial Relationship Among Energy Commodity Prices: Evidence from the Spanish Electricity Market. *Energy Policy*, 39, 5898–5908.
- Pirrong C., Jermakyan M.** 2008. The Price of Power: The Valuation of Power and Weather Derivatives. *Journal of Banking and Finance*, 32 (12), 2520–2529.

- Torres M., Colominas M., Schlotthauer G., Flandrin P.** (2011). A Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise. *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 4144–4147.
- Uritskaya O.Y., Serletis A.** (2008). Quantifying Multiscale Inefficiency in Electricity Markets. *Energy Economics*, 30 (6), 3109–3117.
- Weron R.** (2006). *Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach*. Chichester: John Wiley and Sons.
- Wu Z., Huang N.** (2009). Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 1 (1), 1–41.
- Yu L., Li J., Tang L., Wang S.** (2015). Linear and Nonlinear Granger Causality Investigation between Carbon Market and Crude Oil Market: A Multi-Scale Approach. *Energy Economics*, 51, 300–311.
- Zachmann G.** (2013). A Stochastic Fuel Switching Model for Electricity Prices. *Energy Economics*, 35, 5–13.

Received 29.01.2017

D.O. Afanasyev  
Joint-Stock Company “Greenatom”,  
Moscow, Russia

E.A. Fedorova  
Financial Management Department, Financial University under  
the Government of the Russian Federation; Finance Department  
of the National Research University – Higher School of Economics;  
Moscow, Russia

## External and Internal Determinants on the Electricity Market: A Multi-Scale Adaptive Causal Analysis<sup>11</sup>

**Abstract.** The goal of this study is to identify the causal relationships between the electricity price, its demand and the coal price on different time-scales for three markets: the zone Europe-Ural (EU) and Siberia (SI) of the Russian market ATS, and the English market – APX Power UK. The used methodology – multi-scale adaptive causal analysis – includes empirical mode decomposition and Granger causality test. This allows the drilling from the research on the source data level to a more detailed level of the time-series components. Our results show that such well-known stylized facts, as the impact of demand weekly seasonality to the electricity price and co-directional long-term movement of electricity prices and the primary fuels prices is confirmed for ATS EU and APX markets, while for ATS SI we did not find sufficient evidence of these. In practical terms, this suggests the need to take into account various factors for the construction of electricity price models for forecasting and risk management in these markets.

**Keywords:** *electricity price, pricing mechanism, Granger causality, empirical mode decomposition.*

JEL Classification: Q410.

DOI: 10.31737/2221-2264-2018-39-3-2

<sup>11</sup> The reported study was funded by Russian Foundation for Basic Research (RFBR) according to the research project No. 16-06-00237 A.