
ОТРАСЛЕВЫЕ ПРОБЛЕМЫ

Сравнение динамики спотовых цен на электричество в европейской и сибирской ценовых зонах России в модели стохастической волатильности

© 2024 г. К.А. Касьянова

К.А. Касьянова,
РАНХиГС, Москва; e-mail: kasyanova-ka@ranepa.ru

Поступила в редакцию 31.08.2022

Аннотация. В литературе о прогнозировании спотовых цен на электричество отмечается, что эмпирическое распределение темпов роста равновесных цен на электричество отличается наличием тяжелых «хвостов», поэтому их можно описать как диффузионно-скачкообразный процесс. При этом цены на электричество связаны со множеством наблюдаемых факторов, которые могут быть учтены в модели. Разработана модель, позволяющая учесть статистические особенности цен на электричество (наличие многоуровневой сезонности, стохастическую волатильность) и фундаментальные ценовые факторы, прямо или косвенно влияющие на равновесные индексы цен (погода, цены на ресурсы, индекс промышленного производства). С помощью байесовского анализа было показано, что среди рассмотренных альтернатив разработанная двухуровневая спецификация модели стохастической волатильности, разделяющая факторы, влияющие на детерминистическую и стохастическую компоненты ряда, наилучшим образом описывает данные. В результате анализа были выявлены различия в динамике цен в европейской и сибирской ценовых зонах: влияние погоды в ценовых зонах неодинаковое, имеются различия в недельной динамике цен и влиянии праздничных дней. Эффект низкочастотных экономических факторов (цен на ресурсы, индекса промышленного производства) на цены не был выявлен. Данная модель является полезным инструментом для анализа краткосрочной и долгосрочной динамики цен на электричество, построения сценарных прогнозов, а также потенциально может использоваться в управлении рисками и при ценообразовании производных финансовых инструментов на рынке электроэнергии.

Ключевые слова: спотовые цены на электроэнергию; рынок на сутки вперед; байесовский вывод; модель стохастической волатильности; тренд-сезонное разложение; анализ временных рядов; линейный тренд; ряды Фурье; коэффициент Байеса; эффективный размер выборки.

Классификация JEL: C11, C22, O13, Q41.

УДК: 519.233.5

Для цитирования: **Касьянова К.А.** (2024). Сравнение динамики спотовых цен на электричество в европейской и сибирской ценовых зонах России в модели стохастической волатильности // *Экономика и математические методы*. Т. 60. № 1. С. 85–96. DOI: 10.31857/S0424738824010078

ВВЕДЕНИЕ

Динамика цен на электроэнергию напрямую влияет на инфляцию, издержки компаний и конкурентоспособность выпускаемой ими продукции и благосостояние потребителей (Калашикова, Ермишина, 2009). При планировании мер экономической и промышленной политики необходимо учитывать текущую динамику затрат на электроэнергию отдельных отраслей, особенно наиболее энергоемких, а следовательно, и факторы, влияющие на ценовую динамику. Таким образом, изучение рынка электроэнергии как наиболее значимого продукта промежуточного потребления интересно как участникам рынка, так и регулирующим органам. В частности, выделение трендовой составляющей цен на электричество, факторный анализ ее динамики и построение на основе выявленных факторов прогнозов позволяют определить периоды, когда с большой вероятностью темпы роста стоимости электроэнергии будут опережать инфляцию.

Для моделирования цен на электричество традиционно используют два подхода: 1) структурные модели, к которым относятся модели равновесия (Gao, Sheble, 2010) и оптимизационные модели (Krause, Andersson, 2006); 2) модели временных рядов, среди которых популярность набирают

модели, рассматривающие цену на электричество как диффузионно-скачкообразный процесс¹ (Cartea, Figueroa, 2005; Lucia, Schwartz, 2002), что мотивировано наличием тяжелых «хвостов» у эмпирического распределения темпов роста равновесных цен на электричество (Weron, 2009). Недостатки первого подхода состоят в необходимости вводить определенные предпосылки об агентах, участвующих на рынке, и упрощения, позволяющие получить численный ответ без использования затратных вычислительно оптимизационных алгоритмов. Также к ним относится невозможность в полной мере учесть особенности динамики цен в модели, которую можно решить с помощью второго подхода.

Необходимость разработки гибридной модели, использующей преимущества обоих подходов, вытекает из наличия у спотовых цен на электричество ряда особенностей. Во-первых, цены на электричество имеют многоуровневую сезонность и трендовую составляющую (Meyer-Brandis, Tankov, 2008; Bosco et al., 2010). Во-вторых, включение в модель диффузионной компоненты обуславливается сложностью механизма формирования цен. При этом цены на электроэнергию связаны с множеством наблюдаемых факторов (потребление, цены на топливо и др.), но при формировании ценовых заявок на рынке электроэнергии на сутки вперед участникам доступно больше информации, чем находится в открытом доступе. Поэтому была разработана модель, позволяющая преодолеть недостатки обоих подходов, — *двухуровневая модель стохастической волатильности*², включающая фундаментальные ценовые факторы.

Основные гипотезы, выдвинутые в рамках исследования: 1) разработанная модель точнее описывает эмпирические данные о спотовых ценах на электричество по сравнению с более простыми альтернативами, 2) подобранные в модель фундаментальные экономические факторы разнонаправленно влияют на цены на электричество, 3) степень влияния факторов для европейской и сибирской ценовой зоны России отличается.

В разд. 1 представлен обзор мирового опыта моделирования и прогнозирования цен на рынке электроэнергии. В разд. 2 описана методология исследования, перечислены рабочие гипотезы. Разд. 3 содержит описание используемых данных, в нем также кратко перечислены основные особенности российского рынка электроэнергии на сутки вперед. В разд. 4 содержатся результаты оценки и интерпретация полученных результатов.

1. ОБЗОР ПОДХОДОВ К МОДЕЛИРОВАНИЮ ЦЕН НА РЫНКЕ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

Существует два основных подхода к моделированию цен на электричество: структурные модели и модели временных рядов. Выбор метода зависит от целей моделирования. Временные ряды традиционно используются для решения задачи прогнозирования, структурные модели — для выявления неэффективностей рыночного механизма энергетической системы в целом. Однако грань между подходами к оцениванию отдельных компонент энергетической системы условна.

К структурным моделям можно отнести агентные модели (Kuznetsova et al., 2014), в которых каждый участник рынка моделируется как отдельный агент, минимизирующий расходы на покупку или максимизирующий доходы от продажи энергии; модели равновесия (Krause, Andersson, 2006) или имитационные модели электроэнергии для промышленных энергетических систем (Andersson, Bjork, Karlsson, 1993). В работе (Andersson, Bjork, Karlsson, 1993) имитационные модели применяются для определения потенциала повышения эффективности использования электроэнергии в национальных системах электроснабжения разных стран.

Второй подход к моделированию компонент энергосистемы заключается в применении различных статистических методов анализа временных рядов для определения и оценки особенностей энергосистем. Важным для анализа высокочастотных временных рядов цен на электричество являются модели тренд-сезонного разложения, поскольку ряды цен на электричество могут обладать ярко выраженной сезонностью трех уровней (день, неделя, год), а также иметь трендовую компоненту. Основной недостаток таких моделей состоит в том, что случайная компонента в них моделируется как стационарный ряд, что на самом деле не так. В работе (Escribano, Ignacio Peña,

¹ Случайный процесс, имеющий две составляющие: диффузионную компоненту, которая определяется обычными приращениями винеровского процесса, и скачкообразную компоненту, которая допускает наличие время от времени больших скачков.

² Модель стохастической волатильности — это модель, в которой дисперсия случайного процесса сама является случайной величиной.

Villaplana, 2011) показано, что цены на электроэнергию имеют тенденцию возвращения к среднему значению, с кластеризацией волатильности по времени и скачками с интенсивностью, зависящей от времени, из-за чего вместо классических авторегрессионных моделей применяются более общие вариации, например GARCH-модели (обобщенные авторегрессионные модели условной гетероскедастичности).

Также при моделировании компонент энергосистемы встречаются такие модели, учитывающие изменение во времени дисперсии временных рядов, как модели стохастической волатильности (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019) и модели с марковскими переключениями (Huisman, Mahieu, 2003). При описании высокочастотных данных о спотовых ценах на электричество часто используются диффузионно-скачкообразные процессы (например, в работе (Cartea, Figueroa, 2005), исследуется одна из модификаций модели Мертона). При этом в работе (Huisman, Mahieu, 2003) показано, что спецификация модели с учетом скачкообразной компоненты может привести к потенциальным проблемам из-за необходимости указания истинной величины среднего скачка³ в этом процессе. В качестве альтернативы в этой статье предлагается модель переключения режимов, которая моделирует скачки цен без предположения о структуре процесса, порождающего данные.

В работе (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019) процесс, описывающий изменение цены на электричество, — риск-нейтральный диффузионно-скачкообразный процесс, на основе которого была построена модель стохастической волатильности со скачками, имеющими двойное экспоненциальное распределение, и регрессорами (SVDEJX). В качестве регрессоров используются следующие факторы: температура, цены на ресурсы и дамми-переменные на понедельник, праздничные и выходные дни. Также в модели учитывается изменение волатильности во времени: модель различает периоды более высокой и низкой волатильности. Предложенная модель хорошо показала себя в прогнозировании по сравнению с рассмотренными в статье альтернативами, при этом включение погоды в модель в качестве регрессора привело к повышению точности прогнозирования.

Таким образом, к недостаткам структурных моделей относятся необходимость введения определенных предпосылок и упрощений, позволяющих получить численный ответ без сложных оптимизационных алгоритмов, а также невозможность учесть в модели сложную структуру случайной компоненты. Последнее можно решить методами анализа временных рядов: например, добавлением в модель ненаблюдаемых компонент, отвечающих за частоту скачков и тенденцию возвращения процесса к среднему, либо моделированием изменяющейся во времени дисперсии с помощью GARCH-моделей или моделей марковских переключений. Поскольку большинство моделей временных рядов заточены под задачу прогнозирования, они часто ограничиваются одним или двумя наиболее значимыми факторами. При этом из-за сложной нелинейной структуры при прогнозировании компонент энергосистемы эконометрические модели часто проигрывают методам машинного обучения, в частности нейросетевому подходу, по качеству прогноза (Keles et al., 2016).

2. ОПИСАНИЕ ДАННЫХ И МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Рынок электроэнергии и мощности в России представляет собой двухуровневую систему: оптовый и розничный рынки. Электроэнергия и мощность продаются как два отдельных товара. Участниками оптового рынка являются продавцы электроэнергии и мощностей, в роли которых выступают генерирующие компании, а также покупатели — крупные промышленные предприятия, сбытовые компании и гарантирующие поставщики. При этом российский рынок имеет ряд особенностей, которые необходимо учитывать при моделировании российской энергосистемы: вынужденную генерацию, перекрестное субсидирование, проблемы неплатежей, высокую степень изношенности основных фондов (Старкова, Зубко, 2016; Трачук и др., 2017; Лясковская, Курбаналиев, 2014; Рыбина, Макаров, 2016).

Энергосистема России поделена на ценовые зоны, неценовые зоны и территориально изолированные энергосистемы. В ценовых зонах оптового рынка купля—продажа электрической энергии и мощностей осуществляется по свободным ценам. Первая, или европейская, ценовая зона, включает энергосистемы Центра, Средней Волги, Урала, Северо-Запада, Юга. Вторая, или сибирская,

³ Понятие «скачок» — общепринятый термин, который часто используется в литературе, однако его точного определения не существует. В рамках моделирования цен на электроэнергию термин означает короткий период, во время которого цена на электроэнергию резко увеличивается (или уменьшается), а затем возвращается к предыдущему уровню.

ценовая зона, — территория Сибирского федерального округа (за исключением территорий, относящихся к неценовым или изолированным зонам).

В данном разделе на основе анализа эмпирических данных и литературы о моделировании цен на электричество разрабатывается модель, которая будет использована для анализа динамики спотовых цены на российском рынке электроэнергии на сутки вперед (РСВ) в европейской и сибирской ценовых зонах. Также описываются позволяющие учесть особенности российского энергорынка факторы, которые будут включены в модель.

Статистика цен была получена из базы данных Администратора торговой системы (АТС)⁴: почасовые данные оптовых цены произведенной электроэнергии с августа 2013 г. по декабрь 2019. Выбор данного периода для анализа объясняется тем, что для целей исследования необходимо рассматривать ряд без структурных сдвигов, произошедших в связи с ограничениями, связанными с пандемией COVID-19, вступившими в полную силу в начале 2020 г., и введением санкций против России в 2022 г. Интерес к моделированию цен на электричество на РСВ обусловлен тем, что большая доля электроэнергии торгуется именно на нем. Так, по данным Ассоциации «НП Совет рынка», в 2019 г.⁵ в европейской ценовой зоне 75,9% объемов торговли электроэнергией было произведено на РСВ, в сибирской — 70,2% соответственно.

В данном исследовании используется эконометрическая модель, которая позволит сравнить различия в низкочастотной динамике цен в европейской и сибирской ценовых зонах. Дневная же динамика более интересна при решении задачи прогнозирования, однако, как отмечалось выше, для краткосрочного почасового прогнозирования больше подходят модели нейронных сетей. Поэтому в исследовании в качестве объясняемой переменной будет использоваться средняя дневная цена по каждой ценовой зоне.

Ряды цен для обеих ценовых зон характеризуются наличием тренда и сезонности. На рис. 1–2 можно увидеть характерные для цен на электричество скачки. Выборочный коэффициент корреляции между ценами равен 0,125, причем цены в сибирской ценовой зоне более волатильны. Для того чтобы понять, какие факторы приводят к существенной разнице в динамике цен в двух ценовых зонах, в финальную модель были включены регрессоры, специфические для каждой ценовой зоны.

С помощью теста на стабильность годовых колебаний (Canova, Hansen, 1995) для обоих рядов были выявлены сезонные единичные корни. Такой результат свидетельствует о потенциальной необходимости использования модели, учитывающей изменения во времени коэффициентов сезонности. Отметим также выделяющееся поведение цены в 2019 г.: в первом полугодии рост цен, вероятно, связан

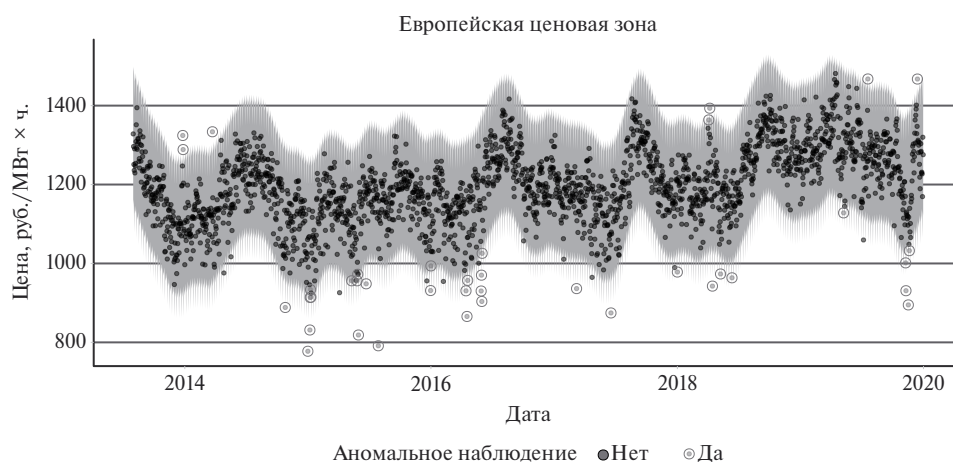


Рис. 1. Цены на РСВ в европейской ценовой зоне, руб./МВт×ч

Примечание. Серая область — доверительный интервал, точка в круге вне серой области — потенциальные аномальные значения, или скачки.

⁴ Администратор торговой системы оптового рынка электроэнергии (<https://www.atsenergo.ru/>).

⁵ Актуальная информация на момент написания статьи.

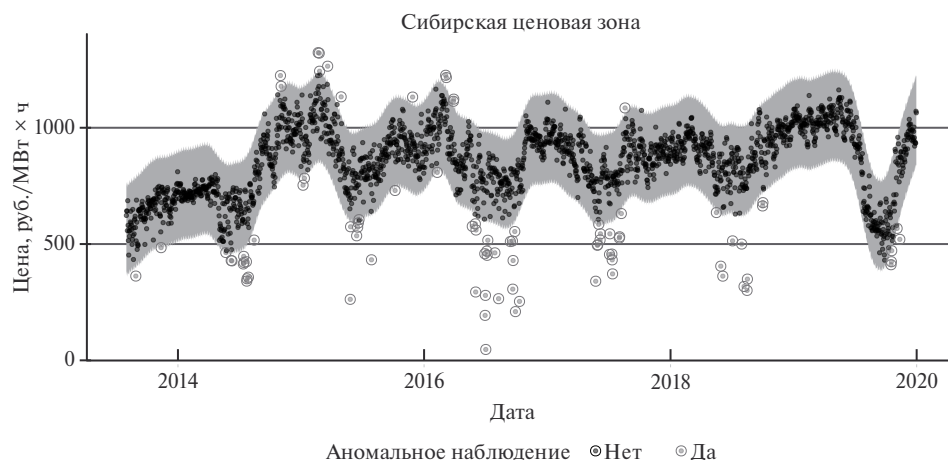


Рис. 2. Цены на РСВ в сибирской ценовой зоне, руб./МВт×ч

Примечание. Серая область — доверительный интервал, точка в круге вне серой области — потенциальные аномальные значения, или скачки.

с необходимостью финансирования ввода новых генерирующих мощностей Ленинградской АЭС-2 «Росэнергоатома» и Зарамагских ГЭС «РусГидро». Таким образом, динамика инвестиций в капитальное строительство может являться существенной пропущенной переменной в модели, однако со включенными в модель переменными она должна коррелировать слабо. Снижение цен во втором полугодии 2019 г. в сибирской ценовой зоне может объясняться аномально высокой водностью рек, что привело к вытеснению более дорогой генерации на ТЭС относительно дешевой генерации на ГЭС.

Выдвинутые в рамках исследования гипотезы можно разделить на три группы: 1) о функциональной форме, наилучшим образом описывающей цены на электричество; 2) о направлении влияния факторов, включенных в модель; 3) о различиях в степени влияния факторов для европейской и сибирской ценовой зоны. Ниже данные гипотезы будут рассмотрены более подробно. На текущем этапе разработки модели основной задачей является проверка гипотезы о том, что спотовые цены на рынке электроэнергии описываются с помощью двухуровневой модели, на первом уровне которой выделяются все постоянные компоненты ряда (линейный тренд, годовая и недельная сезонность), а на втором учитывается влияние экономических факторов (погода, цены на ресурсы, индекс промышленного производства) (гипотеза 1а). Также в рамках данного исследования проверяется гипотеза о том, что цены на электричество лучше описываются с помощью модели стохастической волатильности (гипотеза 1б).

В рассматриваемых моделях будут использованы компоненты с неизменяемыми параметрами, однако в ходе первичного анализа цен на электричество было отмечено, что трендовая составляющая и годовая динамика цен нестабильны, поэтому эмпирические данные могут лучше описывать модели с изменяющимися во времени параметрами.

Российский рынок электроэнергии и мощности является сложной системой, на которую влияет множество наблюдаемых и ненаблюдаемых факторов. Цены на электроэнергию связаны со множеством наблюдаемых переменных: совокупное потребление, цены на топливо, простои предприятий и т.д. Например, в статье (Соловьева, Дзюба, 2013) в качестве основных факторов, влияющих на спрос и предложение на рынке электроэнергии, авторы выделяют погодные условия, деловые циклы и политические события, в частности введение нормативных актов, регулирующих деятельность энергосистемы.

Рассмотрим экономические факторы модели и предполагаемое направление их влияния на цены. В качестве показателя, описывающего динамику деловой активности, которая отражается в ценах через ее влияние на спрос, был выбран индекс промышленного производства (ИПП)⁶,

⁶ Индекс промышленного производства — относительный показатель, характеризующий изменение масштабов производства в сравниваемых периодах.

по которому имеются ежемесячные данные. Перед включением в модель индекс был сглажен с помощью STL, чтобы отследить его влияние на низкочастотную или трендовую составляющую ряда цен. Предполагается, что большим значениям ИПП соответствуют большие цены, поскольку при прочих равных для производства большего объема требуется больше электроэнергии и спрос на нее растет (гипотеза 2а).

В числе показателей, влияющих на цены на электричество, находятся цены на топливно-энергетические ресурсы, которые должны отражать влияние на цены через предложение электроэнергии: цены на бурый, или энергетический, уголь и цены на газ горючий природный (естественный). Рост цен на ресурсы должен провоцировать рост цен на электроэнергию (гипотеза 2б). Уголь является одним из основных ресурсов для производства электроэнергии в сибирской ценовой зоне, в то время как в европейской ценовой зоне выше доля электростанций, использующих газ как основное топливо. Предполагается, что цены на уголь больше влияют на цены на электричество в сибирской ценовой зоне, а цены на газ — в европейской (гипотеза 3а).

Цены производителей (данные Росстата) публикуются ежемесячно в разбивке по федеральным округам, что позволяет получить усредненные цены на уголь и газ для каждой ценовой зоны. В связи с особенностями данных (в частности, большое число пропусков для цен на уголь в округах, относящихся к европейской ценовой зоне, и длительных периодов неизменных цен на газ — в сибирской ценовой зоне) в модели цен на электричество для европейской ценовой зоны будет принята средняя цена на уголь по РФ и цена на газ, усредненная по федеральным округам, входящим в состав зоны. Для сибирской ценовой зоны в качестве цен на уголь будет использоваться средняя цена по Сибирскому федеральному округу, на газ — средняя цена по РФ.

Наиболее часто встречающимися в эмпирических исследованиях факторами, влияющими на равновесие на рынке электричества, являются климатические:

- рост спроса на электроэнергию зимой из-за продолжительного отопительного, а летом — из-за продолжительного охлаждающего сезона (в результате среднегодовых изменений температуры);
- количество осадков и водность рек, которые влияют на производство электроэнергии на ГЭС;
- скорость ветра и облачность, которые влияют на предложение электроэнергии, вырабатываемой возобновляемыми источниками энергии (ВИЭ);
- различные природные катаклизмы, вызывающие остановки производства, могут привести к падению спроса на электричество, а в случае аварии на линиях электропередачи — к краткосрочному снижению предложения.

Используемые в модели данные о температуре — усредненные за день показатели среднесуточной температуры по территории, представляющей соответствующую географическую ценовую зону. В рамках данного исследования постоянная годовая динамика, которая может присутствовать в ценах на электричество, учитывается с помощью рядов Фурье. Влияние погодного фактора будет моделироваться за счет включения отклонения средней температуры от плавающего среднего значения.

В рамках модели проверяется гипотеза о неодинаковом влиянии положительных и отрицательных отклонений температуры от среднего значения (гипотеза 2в). Также, поскольку цены на рынке определяются заранее на сутки вперед, в модель будет включаться лаг отклонений температуры, чтобы учесть влияние погоды на момент определения цен и цен, прогнозируемых на следующий день. Помимо этого, в модель добавляются дамми-переменные отопительного и охлаждающего периодов⁷, чтобы проверить наличие дополнительного роста цен за счет повышения спроса на электроэнергию в эти периоды.

Для учета недельной сезонности в модели используются дамми-переменные на понедельник, субботу и воскресенье. Также в модель включаются дамми-переменные на государственные праздники. Предполагается, что в выходные и праздничные дни цены на электричество ниже за счет снижения спроса на электричество, в понедельник — выше (гипотеза 2г).

⁷ Отопительный период — период, когда устойчивая среднесуточная температура наружного воздуха меньше или равна +8,0 °С. Для охлаждающего периода четкого определения нет, в данной работе в качестве охлаждающего периода будет рассматриваться летний период.

С учетом предположений рассмотрим три модели, которые будут оцениваться с помощью методов байесовского анализа: линейную модель (linear model, LM), двухуровневую линейную модель, или модель с трансформацией (transformed linear model, TLM), и двухуровневую модель стохастической волатильности (transformed stochastic volatility model, TSVM).

Для получения оценок коэффициентов регрессии будет использоваться байесовский подход, который позволяет оценить предложенные модели с трансформацией (TLM, TSVM). При разработке моделей, описывающих динамику цен на электроэнергию, за основу была взята спецификация, предложенная в (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019). В рамках данного исследования эта модель была доработана: предложена трансформация, более подходящая для рассматриваемых рядов, и добавлен ряд регрессоров, изначально не представленных в модели.

Объясняемая переменная в модели p_t — логарифм средней за день цены в ценовой зоне. Модели будут применяться к ценовым зонам отдельно. Для удобства регрессоры модели сгруппированы в четыре компоненты.

1. Линейный тренд T_t : $T_t = \mu + \beta_{trend} t$, где t — линейный тренд.

2. Годовая сезонность Y_t :

$$Y_t = \sum_{i=1}^4 (\phi_i \cos 2\pi f_{i,t} + \psi_i \sin 2\pi f_{i,t}) + \beta_{HDD} d_{HDD,t} + \beta_{CDD} d_{CDD,t} + \beta_{hol} d_{hol,t}, \quad (1)$$

где ϕ_i, ψ_i — коэффициенты ряда Фурье 4-порядка, отражающего постоянные периодические изменения динамики цен; $d_{hol}, d_{HDD}, d_{CDD}$ — дамми-переменные на праздничные дни, отопительный и охлаждающий периоды.

3. Недельная сезонность W_t : $W_t = \beta_{Sat} d_{Sat,t} + \beta_{Sun} d_{Sun,t} + \beta_{Mon} d_{Mon,t}$, где $d_{Sat}, d_{Sun}, d_{Mon}$ — дамми-переменные на дни недели (суббота, воскресенье, понедельник).

4. Экономические факторы F_t :

$$F_t = \beta_{wp} w_{pos,t} + \beta_{wn} w_{neg,t} + \beta_{wpl} w_{pos,t-1} + \beta_{wnl} w_{neg,t-1} + \beta_{IPP} \Delta IPP_t + \beta_{gas} \Delta \ln(p_{gas,t}) + \beta_{coal} \Delta \ln(p_{coal,t}), \quad (2)$$

где $w_{pos,t} = d_{\Delta_{temp} > 0,t} |\Delta_{temp,t}|$ — положительные отклонения температуры от плавающего среднего; $w_{neg,t} = d_{\Delta_{temp} < 0,t} |\Delta_{temp,t}|$ — отрицательные отклонения температуры от плавающего среднего; IPP_t — трендовая составляющая ИПП; p_{gas}, p_{coal} — разность логарифма цены на газ и на уголь.

Рассмотрим базовую модель — линейную регрессию без трансформации (LM). Данная спецификация является аналогом модели, предложенной в (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019) без компоненты стохастической волатильности и скачков и имеющей несколько дополнительных регрессоров, которые не учитывались в оригинальной спецификации:

$$y_t = y_{t-1} + T_t + Y_t + W_t + F_t + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где ошибки имеют нормальное распределение $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma)$, с дисперсией, имеющей априорное распределение Коши, определенное на положительной части оси: $\sigma \sim Cauchy(0, 5)I(0, \infty)$.

Проблема как LM-модели, так и модели, предложенная в (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019), заключается в том, что регрессоры включаются в модель на уровне приростов, хотя, вероятнее всего, они влияют именно на детерминистические компоненты, задаваемые в уровнях. Таким образом, естественным решением является трансформация, которая позволит разделить факторы, влияющие на детерминистическую компоненту цен, задаваемую в уровнях, и случайную компоненту, моделируемую в приростах и дающую более простые для интерпретации оценки коэффициентов (TLM-модель):

$$r_t = p_t - T_t - Y_t - W_t, \quad (4)$$

$$r_t = r_{t-1} + F_t + \varepsilon_t, \quad (5)$$

где r_t — ряд, очищенный внутри модели от сезонности и тренда, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma)$, $\sigma \sim Cauchy(0, 5)I(0, \infty)$.

Следующим шагом усложнения модели будет добавление стохастической волатильности. В литературе о моделировании и прогнозировании цен на электричество предполагается, что волатильность цен на электричество не является постоянным параметром модели и изменяется согласно определенному случайному процессу. На данном этапе мы рассматриваем базовую спецификацию модели стохастической волатильности, однако в модели (Kostrzewski, Kostrzewska, 2019) также добавляется эффект рычага, учитывающий, что бóльшим значениям логарифма цены могут

соответствовать бóльшие значения дисперсии. В следующих уравнениях представлена модель стохастической волатильности с трансформацией (TSVM):

$$r_t = p_t - T_t - Y_t - W_t, \quad (6)$$

$$r_t = r_{t-1} + F_t + \varepsilon_t^{(1)} \exp(h_t / 2), \quad (7)$$

$$h_t = \kappa + \phi(h_{t-1} - \kappa) + \varepsilon_{t-1}^{(2)} \sigma, \quad (8)$$

где h_t — логарифм волатильности; κ — среднее логарифма волатильности, или долгосрочная волатильность; ϕ — коэффициент устойчивости волатильности, или частота, с которой логарифм волатильности возвращается к долгосрочному среднему; $\varepsilon_t^{(1)}, \varepsilon_t^{(2)} \sim N(0, 1)$; $\sigma \sim \text{Cauchy}(0, 5)I(0, \infty)$.

Во всех перечисленных выше моделях применялись следующие априорные распределения коэффициентов:

$$\begin{aligned} \mu &\sim N(7, 1), \phi_i, \psi_i, \beta_{trend}, \beta_{Sat}, \beta_{Sun}, \beta_{Mon}, \beta_{hol}, \beta_{CDD}, \beta_{HDD} \sim N(0, 1), \\ \beta_{wp}, \beta_{wpl}, \beta_{wn}, \beta_{wnl}, \beta_{IPP}, \beta_{gas}, \beta_{coal} &\sim \text{Laplace}(0, 1), \\ \sigma &\sim \text{Cauchy}(0, 5)I_{(0, \infty)}, \phi \sim U(-1, 1); \kappa \sim \text{Cauchy}(0, 10), \end{aligned} \quad (9)$$

где для среднего уровня использовалось нормальное распределение со средним значением, определенным по выборке; для всех параметров детерминистической сезонности — стандартное нормальное распределение; для коэффициентов при экономических факторах — распределение Лапласа, стягивающее к нулю, для коэффициента устойчивости волатильности ϕ — равномерное распределение; для коэффициента долгосрочной волатильности κ — распределение Коши.

Байесовские модели классически оцениваются с помощью метода Монте-Карло с марковскими цепями. В данном исследовании вычисления производились с помощью пакета Stan, в котором используется модифицированный алгоритм выборки Гамильтона—Монте-Карло (НМС) (Monnahan, Kristensen, 2018). Для получения апостериорных оценок было взято четыре цепи и 5000 итераций алгоритма, не считая итераций, относящихся к фазе прожига⁸.

4. ДИАГНОСТИКА МОДЕЛЕЙ И ИНТЕРПРЕТАЦИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ

В данном разделе представлены диагностика и сравнение трех моделей: линейной (LM), двухуровневой линейной (TLM) и двухуровневой для стохастической волатильности (TSVM).

Важными критериями качества байесовских оценок являются статистика Гельмана—Рубина⁹ R_{hat} и эффективный размер выборки¹⁰ n_{eff} . Если R_{hat} сильно отклоняется от 1, значит, цепи не очень хорошо смешались, что обычно отражает проблемы модели, а не процедуры оценивания. При диагностике сходимости алгоритма рекомендуется, чтобы n_{eff} превышал число цепей минимум в 100 раз. Соответственно, при использовании четырех цепей необходим эффективный размер выборки не менее 400. Результаты оценивания представлены в таблице (оценки коэффициентов ряда Фурье в таблице не приведены).

Для LM-модели полученные оценки нестабильны: в обеих ценовых зонах R_{hat} большинства коэффициентов превышает 1,5. Для всех коэффициентов показатель эффективного размера выборки n_{eff} принимает низкие значения и превышает нижнюю границу в 400 наблюдений только для трех коэффициентов для европейской ценовой зоны и одного — для сибирской. Для сравнения: в обеих моделях с трансформацией (TLM и TSVM) показатели R_{hat} близки к 1, а n_{eff} для некоторых коэффициентов даже выше, чем число наблюдений в изначальной выборке, что показывает стабильность полученных оценок в моделях с трансформацией.

Сравнение рассматриваемых в работе моделей между собой будет производиться с помощью коэффициента Байеса, который отражает, насколько одна модель более правдоподобна, чем другая. Для обеих ценовых зон сравнение моделей LM и TLM по коэффициенту Байеса указывает на то,

⁸ Прожиг (burn-in) — практика отбрасывания части итераций в начале выполнения метода Монте-Карло с марковскими цепями (MCMC).

⁹ Статистика R_{hat} отражает отношение дисперсии апостериорного распределения, полученного по объединенной по всем цепям выборке, к дисперсии, полученной для каждой цепи в отдельности (Vats, Knudson, 2021).

¹⁰ Эффективный размер выборки n_{eff} показывает, насколько автокорреляция в полученных МСМС-выборках увеличивает неопределенность в полученных численным методом оценках.

Таблица. Оценки коэффициентов регрессии и их стандартные ошибки $\hat{\beta}_i$ (*s.e.*) для европейской и сибирской ценовых зон

Коэффициент	Европейская ценовая зона			Сибирская ценовая зона		
	LM	TLM	TSVM	LM	TLM	TSVM
Линейный тренд						
β_{trend}	0,03 ¹ (0,02)	7,03 ^{***} (0,17)	7,07 ^{***} (0,14)	0,03 ¹ (0,02)	6,46 ^{***} (0,45)	6,48 ^{***} (0,22)
	-0,00001 (0,00001)	-0,0003 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,00001 (0,00001)	0,001 (0,007)	-0,003 (0,002)
Годовая сезонность						
β_{HDD}	-0,008 ¹ (0,025)	0,018 (0,016)	0,006 (0,016)	-0,012 ¹ (0,028)	0,001 (0,05)	0,015 (0,018)
β_{CDD}	0,009 ¹ (0,021)	-0,01 (0,008)	-0,009 (0,007)	-0,055 [*] (0,026)	0,015 (0,024)	-0,013 (0,014)
β_{hol}	-0,02 ¹ (0,017)	-0,037 ^{***} (0,006)	-0,029 ^{***} (0,006)	-0,003 ¹ (0,019)	0,033 [#] (0,019)	0,009 (0,007)
Недельная сезонность						
β_{Sat}	-0,026 [*] (0,012)	-0,012 ^{***} (0,003)	-0,013 ^{***} (0,002)	0,012 ¹ (0,016)	0,027 ^{**} (0,009)	0,015 ^{***} (0,003)
β_{Sun}	-0,067 ^{1***} (0,012)	-0,064 ^{***} (0,003)	-0,061 ^{***} (0,002)	-0,034 ^{1*} (0,017)	0,008 (0,01)	-0,012 ^{**} (0,004)
β_{Mon}	0,063 ^{1***} (0,013)	0,016 ^{***} (0,003)	0,012 ^{***} (0,002)	-0,000001 ¹ (0,016)	0,026 ^{**} (0,009)	0,006 [*] (0,003)
Экономические факторы						
β_{wp}	0,001 ¹ (0,007)	0,002 (0,002)	0,004 [*] (0,002)	-0,01 [#] (0,005)	-0,011 ^{**} (0,004)	-0,004 ^{**} (0,001)
β_{wn}	0,005 ¹ (0,006)	0,004 ^{**} (0,002)	0,003 ^{**} (0,001)	-0,002 ¹ (0,005)	-0,002 (0,004)	0,002 (0,001)
β_{wpl}	-0,003 ¹ (0,007)	-0,003 (0,002)	-0,004 [*] (0,002)	0,01 ¹ (0,005)	0,01 [*] (0,004)	0,004 ^{**} (0,001)
β_{wnl}	-0,005 ¹ (0,006)	-0,005 ^{**} (0,002)	-0,004 ^{***} (0,001)	0,002 ¹ (0,005)	0,001 (0,004)	-0,003 [*] (0,001)
β_{IPP}	0,28 ¹ (1,36)	0,01 (1,46)	0,01 (1,41)	0,26 ¹ (0,92)	-0,03 (1,42)	-0,002 (1,41)
β_{gas}	-0,21 (0,48)	-0,08 (0,13)	-0,03 (0,09)	-0,52 ¹ (1,52)	0,2 (1,04)	-0,27 (0,34)
β_{coal}	-0,75 ¹ (4,36)	0,29 (1,24)	-0,02 (0,99)	8,15 ¹ (8,54)	1,1 (6,58)	1,76 (2,35)
Случайная компонента						
σ	0,17 ^{1***} (0,003)	0,05 ^{***} (0,0008)	0,46 ^{1***} (0,057)	0,22 ^{***} (0,003)	0,16 ^{***} (0,003)	0,82 ^{1***} (0,06)
κ			-6,48 ^{***} (0,08)			-5,4 ^{***} (0,13)
ϕ			0,85 ^{1***} (0,03)			0,84 ^{***} (0,02)

Примечание. Коэффициент при тренде — β_{trend} ; при цене на уголь — β_{coal} ; при цене на газ — β_{gas} ; при ИПП — β_{IPP} ; при дамки для отопительного и охлаждающего периодов — β_{HDD} и β_{CDD} соответственно; при дамки на праздничные дни — β_{hol} ; при дамки на дни недели — β_{Mon} , β_{Sat} и β_{Sun} ; для погодных факторов: при отклонении температуры вверх и его лаге — β_{wp} и β_{wpl} соответственно, при отклонении температуры вниз и его лаге — β_{wn} и β_{wnl} соответственно; дисперсия случайной ошибки (для LM и TLM), или лог-волатильности (для TSVM) — σ , коэффициент долгосрочной лог-волатильности — κ , коэффициент устойчивости лог-волатильности — ϕ . Уровни значимости: «#» — 10%, «*» — 5%, «**» — 1%, «***» — 0,1%. Значком «¹» отмечен показатель стабильности оценок $n_{eff} < 400$.

что данные более вероятны в рамках TLM-модели; сравнение моделей TLM и TSVM — что данные более вероятны в рамках TSVM-модели. Таким образом, среди рассмотренных спецификаций двухуровневая модель стохастической волатильности описывает данные наилучшим образом, поэтому при интерпретации полученных оценок будет использоваться TSVM-модель. Спецификация модели в приростах не подходит для имеющихся данных и выбранных регрессоров, а предложенная трансформация не только решает проблему с состоятельностью байесовских оценок, но и позволяет получить удобные для интерпретации оценки коэффициентов.

Дамми-переменные дней недели являются статистически значимыми. В обеих ценовых зонах цены на электричество в понедельник выше, чем в остальные будние дни, причем этот эффект более заметен в европейской ценовой зоне (на 1% — в европейской ценовой зоне, на 0,6% — в сибирской). В воскресенье цены ниже, чем в остальные дни, и этот эффект заметнее в европейской ценовой зоне (на 6% — в европейской, на 1% — в сибирской). В субботу в европейской зоне цены ниже на 1,3%, чем в остальные дни, в сибирской — выше на 1,5%. В европейской ценовой зоне наблюдается отрицательный эффект праздничных дней, причем снижение цен в среднем ниже, чем в воскресенье. В сибирской ценовой зоне эффект праздничных дней не наблюдается. Частично это может быть объяснено тем, что в европейской ценовой зоне — выше доля предприятий легкой промышленности, а в сибирской — доля предприятий непрерывного технологического цикла, работающих в таких отраслях, как металлургия и нефтегазовая отрасль. Предприятиям, занимающимся тяжелой промышленностью, невыгодно останавливать производство, поэтому высокоэнергозатратные производства функционируют в выходные и праздничные дни.

Для обеих ценовых зон было обнаружено влияние погодных факторов. В европейской ценовой зоне прогнозные отклонения температуры (значения, наблюдаемые в момент времени t) как вверх, так и вниз положительно влияют на цену; текущие отклонения температуры (наблюдаемые на момент определения цен ($t-1$)) как вверх, так и вниз отрицательно влияют на цену. В сибирской ценовой зоне наблюдается отрицательный эффект прогнозного отклонения температуры вверх и текущего отклонения температуры вниз, а также положительный эффект текущего отклонения температуры вверх. Данный результат говорит о том, что влияние погодных факторов на цены неодинаково в различных ценовых зонах. При этом в полученных оценках также отражается эффект других погодных факторов, сильно коррелирующих с температурой (облачность, количество осадков или скорость ветра).

Дополнительного повышающего эффекта на средний уровень цен в отопительный и охлаждающий периоды обнаружено не было. Вероятно, эти колебания были учтены за счет моделирования сезонности с помощью рядов Фурье. Статистически значимого влияния ИПП и цен на ресурсы не выявлено. Отчасти такой результат можно объяснить различиями в частотности объясняемой переменной и выбранных регрессорах. Коэффициент при линейном тренде незначим. Причина этого может состоять в том, что детерминистический тренд является кусочно-линейным.

Использование TSVM-модели также позволяет сравнить показатели волатильности цен в европейской и сибирской ценовых зонах. Так, цены в сибирской зоне более волатильны, чем в европейской. Показатели устойчивости коэффициента волатильности в ценовых зонах близки между собой. Положительный знак коэффициента указывает на наличие кластеризации волатильности, т.е. за большими изменениями в ценах более вероятно последуют большие изменения цен, и наоборот.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цены на электроэнергию на сутки вперед могут оперативно сигнализировать о состоянии рынка электроэнергии, поскольку используются участниками рынка в качестве справочных цен для решений, принимаемых в торговле энергией. Краткосрочные стратегии покупки и продажи электроэнергии обычно основаны на спотовых ценах на день вперед. Таким образом, эффективные методы анализа, моделирования и прогнозирования цен на электроэнергию на сутки вперед крайне важны для правильного регулирования рынка электроэнергии.

Получение оценок темпов роста цен на электроэнергию является актуальной задачей, поскольку, во-первых, расходы на электроэнергию несет подавляющее большинство производителей; во-вторых, сбытовые компании, участвующие на РСВ, в результате конкурентного отбора заявок приобретают электричество, которое впоследствии будет отпускаться населению.

Спотовые цены на электричество имеют такие особенности: многоуровневая сезонность и дисперсия, изменяющаяся во времени. Цены на электричество связаны со множеством наблюдаемых

факторов, которые могут быть учтены в модели. В рамках данной работы была предложена модель, позволяющая учесть статистические особенности цен на электричество как временных рядов и экономические факторы, прямо или косвенно влияющие на цены.

С помощью методов байесовского анализа было показано, что спецификация модели в приростах не подходит для имеющихся данных и выбранных регрессоров. Предложенная трансформация, разделяющая динамику в уровнях и динамику в приростах, позволяет не только решить проблему устойчивости байесовских оценок, но и получить удобные для интерпретации оценки коэффициентов. В результате был сделан вывод о том, что цены на электричество лучше описываются с помощью модели стохастической волатильности с описанной выше трансформацией.

С помощью построенной модели были получены численные оценки детерминистических составляющих ряда цен, что позволило выявить различия в динамике цен в европейской и сибирской ценовых зонах: влияние погодного фактора в ценовых зонах неодинаково. Также отмечены различия в недельной динамике цен и влиянии праздничных дней. Эффект воздействия низкочастотных экономических факторов (цен на ресурсы, ИПП) на цены не обнаружен. Волатильность цен в сибирской зоне выше, чем в европейской, при этом в обеих ценовых зонах наблюдается кластеризация волатильности.

Одним из вариантов дальнейшей разработки модели является использование кусочно-линейного тренда, где точки поворота определяются внутри модели. Также можно добавить скачкообразную компоненту и расширить набор высокочастотных регрессоров. Выбранная спецификация модели может быть применена для анализа равновесных узловых и региональных цен на электричество, что позволит учесть особенности ценовой динамики в разрезе конкретных областей при разработке мер государственной политики в сфере регулирования рынка электроэнергетики.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- Калашникова С., Ермишина А. (2009). Влияние энерготарифов естественных монополий на социально-значимые отрасли России // *Terra Economicus*. Т. 7 (1–2). С. 13–20. [Kalashnikova S., Ermishina A. (2009). Influence of natural monopolies energy tariffs on socially important industries in Russia. *Terra Economicus*, 7 (1–2), 13–20 (in Russian).]
- Лясковская Е.А., Курбангалиев М.Р. (2014). К вопросу реформирования электроэнергетики РФ // *Экономика, управление и инвестиции*. Т. 1. № 3. С. 108–115. [Lyaskovskaya E.A., Kurbangaliev M.R. (2014). On the issue of reforming the Russian electric power industry. *Economics, Management and Investments*, 1, 3, 108–115 (in Russian).]
- Рыбина И., Макаров О. (2016). Основные аспекты стратегии развития электроэнергетической отрасли до 2035 года. В сб.: «Взаимодействие науки и бизнеса». С. 78–84. [Rybina I., Makarov O. (2016). The main aspects of the strategy for the development of the electric power industry until 2035. In: *Science and Business Interaction*, 78–84 (in Russian).]
- Соловьева И.А., Дзюба А.П. (2013). Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды // *Научный диалог*. № 7 (19). С. 97–113. [Solovieva I.A., Dziuba A.P. (2013). Forecasting of power consumption taking into account the factors of the technological and market environment. *Scientific Dialogue*, 7 (19), 97–113 (in Russian).]
- Старкова Н.О., Зубко Д.В. (2016). Основные проблемы развития и инвестирования российской электроэнергетики // *Бюллетень науки и практики*. Т. 11. № 12. С. 170–176. [Starkova N.O., Zubko D.V. (2016). The main problems of development and investment of the Russian electric power industry. *Bulletin of Science and Practice*, 11 (12), 170–176 (in Russian).]
- Трачук А.В., Линдер Н.В., Зубакин В.А., Золотова И.Ю., Володин Ю.В. (2017). Перекрестное субсидирование в электроэнергетике: проблемы и пути решения // *Стратегические решения и риск-менеджмент*. № 1–2. С. 24–35. [Trachuk A.V., Linder N.V., Zubakin V.A., Zolotova I. Yu., Volodin Yu.V. (2017). Cross-subsidization in the electric power industry: Problems and solutions. *Strategic Decisions and Risk Management*, 1–2, 24–35 (in Russian).]
- Andersson M., Bjork C., Karlsson B. (1993). Cost-effective energy system measures studied by dynamic modelling. *2nd International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management*. Hong Kong: APSCOM-93, 448–455.
- Bosco B., Parisio L., Pelagatti M., Baldi F. (2010). Long-run relations in European electricity prices. *Journal of Applied Econometrics*, 25 (5), 805–832.
- Cartea A., Figueroa M.G. (2005). Pricing in electricity markets: A mean reverting jump diffusion model with seasonality. *Applied Mathematical Finance*, 12 (4), 313–335.
- Canova F., Hansen B.E. (1995). Are seasonal patterns constant over time? A test for seasonal stability. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13 (3), 237–252.

- Escribano A., Ignacio Peña J., Villaplana P. (2011). Modelling electricity prices: International evidence. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 73 (5), 622–650.
- Gao F., Sheble G. (2010). Electricity market equilibrium model with resource constraint and transmission congestion. *Electric Power Systems Research*, 80 (1), 9–18.
- Huisman R., Mahieu R. (2003). Regime jumps in electricity prices. *Energy Economics*, 25 (5), 425–434.
- Keles D., Scelle J., Paraschiv F., Fichtner W. (2016). Extended forecast methods for day-ahead electricity spot prices applying artificial neural networks. *Applied Energy*, 162, 218–230.
- Kostrzewski M., Kostrzewska J. (2019). Probabilistic electricity price forecasting with Bayesian stochastic volatility models. *Energy Economics*, 80, 610–620.
- Krause T., Andersson G. (2006). Evaluating congestion management schemes in liberalized electricity markets using an agent-based simulator. *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, Montreal: IEEE, 1–8.
- Kuznetsova E., Li Y.-F., Ruiz C., Zio E. (2014). An integrated framework of agent-based modelling and robust optimization for microgrid energy management. *Applied Energy*, 129, 70–88.
- Lucia J.J., Schwartz E.S. (2002). Electricity prices and power derivatives: Evidence from the Nordic power exchange. *Review of Derivatives Research*, 5 (1), 5–50.
- Meyer-Brandis T., Tankov P. (2008). Multi-factor jump-diffusion models of electricity prices. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 11 (5), 503–528.
- Monnahan C.C., Kristensen K. (2018). No-U-turn sampling for fast Bayesian inference in ADMB and TMB: Introducing the adnuts and tmbstan R packages. *PloS One*, 13 (5), e0197954.
- Vats D., Knudson C. (2021). Revisiting the Gelman–Rubin diagnostic. *Statistical Science*, 36 (4), 518–529.
- Weron R. (2009). Heavy-tails and regime-switching in electricity prices. *Mathematical Methods of Operations Research*, 69 (3), 457–473.

Electricity spot price dynamics comparison in the European and Siberian price zones of Russia using a stochastic volatility model

© 2024 K.A. Kasianova

K.A. Kasianova

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, Russia; e-mail: kasyanova-ka@ranepa.ru

Received 31.08.2022

Abstract. In the literature on forecasting electricity spot prices, it is noted that the empirical distribution of the growth rates of equilibrium prices for electricity is characterized by the presence of heavy ‘tails’, so they can be described as a jump–diffusion process. However, electricity prices are associated with a variety of observable factors that can be included in the model. Within the framework of this article, a flexible model, that allows taking into account statistical features of electricity prices (multilevel seasonality, stochastic volatility), as well as fundamental price factors that directly or indirectly affect equilibrium price indices (weather factors, resource prices, industrial production index, or IPI), was developed. Using methods of Bayesian inference, it was shown that the developed two-level specification of the stochastic volatility model, which separates the factors influencing the deterministic and stochastic components of the series, fits the data best, among the considered alternatives. As a result, differences in the price dynamics between the European and Siberian price zones were revealed: the influence of the weather factor in the price zones is not the same; there are also differences in the weekly price dynamics and the effect of holidays. The effect of low-frequency economic factors (resource prices, IPI) on prices was not revealed. This model is a useful tool for analyzing short-term and long-term electricity price dynamics, building scenario forecasts, and it also can potentially be used in risk-management and electricity derivatives pricing.

Keywords: electricity spot prices; day ahead market; Bayesian inference; stochastic volatility model; trend-seasonal decomposition; time series analysis; linear trend; Fourier series; Bayes factor; effective sample size.

JEL Classification: C11, C22, O13, Q41.

UDC: 519.233.5

For reference: **Kasianova K.A.** (2024). Electricity spot price dynamics comparison in the European and Siberian price zones of Russia using a stochastic volatility model. *Economics and Mathematical Methods*, 60, 1, 85–96. DOI: 10.31857/S0424738824010078 (in Russian).