

### 3.9. РАЗРАБОТКА И ЭМПИРИЧЕСКОЕ ТЕСТИРОВАНИЕ МЕТОДОЛОГИИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕНЫ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОПТОВОМ РЫНКЕ НА СУТКИ ВПЕРЕД<sup>1</sup>

Федорова Е.А., д.э.н., профессор,  
Департамент корпоративных финансов и  
управления, Финансовый университет при  
Правительстве РФ; профессор, Департамент  
финансов, Национальный исследовательский  
университет «Высшая школа экономики», г. Москва

[Перейти на ГЛАВНОЕ МЕНЮ](#)  
[Вернуться к СОДЕРЖАНИЮ](#)

В данном исследовании была выполнена оценка качества прогнозов цены электроэнергии на оптовом рынке на сутки вперед в зоне Европа-Урал, получаемых на основе моделей *ARIMA*, и трех модификаций *GARCH* (*GARCH*(1,1), *EGARCH*(1,1), *TGARCH*(1,1)). Результаты показали, что наиболее предпочтительной моделью для прогнозирования является *ARIMA*(1,0,0) и *EGARCH*(1,1). Качество прогноза оценивалось по средней абсолютной ошибке (*MAE*) и среднеквадратичной ошибке (*root mean squared error*).

#### ВВЕДЕНИЕ

Конкурентный оптовый рынок электроэнергии в Российской Федерации и механизмы ценообразования на нем являются относительно молодыми феноменами и поэтому на данный момент находятся под пристальным вниманием и изучением. Учитывая данную молодость, в отечественной литературе к настоящему моменту имеется не так много исследований, посвященной этой тематике. При этом понимание детерминант цены на оптовом рынке электроэнергии является необходимым для всех его основных субъектов: для генерирующих компаний, так как позволяет им разрабатывать и реализовывать более эффективную и объективную политику ценообразования, а также принимать своевременные решения о необходимости повышения энергоэффективности, что в перспективе должно приводить к снижению среднего уровня цен; для потребителей, так как позволяет им прогнозировать направление изменения стоимости на электроэнергию и рационализировать свое поведение, что должно приводить к повышению эффективности утилизации электроэнергии и снижению энергоемкости валового внутреннего продукта (ВВП); для инвесторов, так как дает возможность им оценить перспективы и свои риски при принятии решения об участии в инвестиционных проектах в сфере электроэнергетики, увеличение объема которых являлось одной из целей глобальной реформы отрасли, проводившейся в период с 2001-2011 гг.

Цель исследования – рассмотреть основные подходы к прогнозированию временных рядов на основе моделей *ARIMA* и *GARCH* моделирования, сделать прогноз и оценить качество прогноза для цены электроэнергии на российском рынке (для первой ценовой зоны Европа-Урал). При этом в рамках исследования будет рассмотрен рынок электроэнергии на сутки вперед (РСВ), который далее для краткости будем называть просто рынок электроэнергии или РСВ. На РСВ осуществляется маргинальное ценообразование: цена определяется путем балансирования спроса и

предложения и распространяется на всех участников рынка в рамках ценовой зоны. В ходе аукциона устанавливается единая равновесная цена на электроэнергию, которая представляет собой самую высокую из цен, по которым производители готовы удовлетворить сложившийся спрос.

Рассмотрим более подробно прогнозирование, основанное на *GARCH* моделях. Модели *GARCH* применяются для прогнозирования временных рядов и чаще всего они применяются для прогнозирования фондового рынка. Engle (1982) [1] впервые предложил модель *ARCH* и ее соответствующие расширения. Поскольку семейство моделей *ARCH* имеет уникальное преимущество моделирования дисперсии финансовых временных рядов, их активно применяют при исследовании различных финансовых рынков, в том числе фондового и валютного рынка, а также рынка фьючерсов. Bollerslev (1986) [2] расширил факторы, влияющие на условную дисперсию, до двух – предыдущих значений квадрата ошибки и самой условной дисперсии, на основании чего была разработана модель *GARCH*.

С помощью указанных моделей в колебаниях финансовых временных рядов исследователи обнаружили явление асимметричной информации, которое заключается в том, что колебания, вызванные отрицательными новостями, намного сильнее, чем колебания, вызванные положительными новостями. Данный вывод также подтверждается в работах Black (1976) [3], French, Schwert and Stambuaug (1987) [4], Nelson (1990) [5], Zakoian (1990) [6]. При изучении фондового рынка Японии Engle и Ng (1993) [7] одновременно применили модели *EGARCH*, *AGARCH*, *NGARCH*, *VGARCH* и *GJR-GARCH* и предложили понятие новостной кривой. Они также эмпирическим путем доказали, что на японском фондовом рынке действительно существует асимметрия волатильности. В своей работе Cheung, He and Ng (1995) [8] обнаружили, что фондовые рынки одного региона часто демонстрируют схожие черты вследствие географической близости.

Однако прогнозирование, основанное на *GARCH* моделях применяется и для цен на энергоресурсы и для цен на электроэнергию. Поскольку сырая нефть как товар играет значительную роль в мировой экономике, изменения в ценах на нефть вызывают опасения среди ученых, политических деятелей и участников рынка. Волатильность является важным компонентом макроэкономических моделей и формул ценообразования на опционы, а неопределенность цен на нефть оказывает сильное влияние на экономическую активность (Hamilton, 1983) [9]. Таким образом, моделирование и прогнозирование волатильности цен на энергоресурсы представляют особый интерес для экономистов этой сферы. Sadorsky (2006) [10] выяснил, что модель *GARCH* (или *GJR*, Glosten et al., 1993 [11]) является оптимальной для оценки волатильности топочного мазута и природного газа, в то время как стандартная модель *GARCH* (1,1) наиболее подходит для оценки волатильности сырой нефти и неэтилированного бензина. В работе Kang et al. (2009) [12] отмечается, что лучше всех себя показали модели *GARCH* (*CGARCH*) (Engle and Lee, 1999) [13] и модель *GARCH* (*FIGARCH*) (Baillie et al., 1996) [14].

Волатильность цен на электроэнергию сопоставимы с другими финансовыми рынками, такими как акции или другие товары (Escrignano et al., 2002) [15]. Чтобы точно оценить цену на электричество, поставщики на нерегулируемых рынках электроэнергии широко используют моделирование и методы прогнозирования для понимания поведения цены на рынке электроэнергии. В исследовании H. Liu [16] применяются различные модели авторегрессионного скользящего среднего (*ARMA*) с обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичностью (*GARCH*), а именно модели *ARMA-GARCH*, а также их модифицированные формы, включая *ARMA-GARCH-in-mean* (*ARMA-GARCH-M*), для моделирования и прогнозирования почасовых цен на элек-

<sup>1</sup> Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) в рамках научного проекта № 16-06-00237 А.

троэнергию. Результаты исследования показывают, что **ARMA-GARCH-M** модели в целом являются эффективным инструментом моделирования и прогнозирования средней и волатильности цен на электроэнергию. Одномерные модели способны определить динамику волатильности отдельных активов, однако они не могут выявить отношения / корреляцию между рынками энергоресурсов. В связи с этим находят свое применение многомерные модели **GARCH (MVGARCH)**, которые используются для изучения стратегии хеджирования, эффекта перетекания волатильности с одного рынка на другой (*volatility spillover*), взаимосвязи между рынками энергоресурсов и другими финансовыми рынками. Так, Naigh и Holt (2002) [17] доказали, что моделирование зависимости от времени *time-variation* в коэффициенте хеджирования с помощью модели **MVGARCH** с учетом перетекания волатильности может способствовать значительному снижению неопределенности. Alizadeh и др. (2008) [18] изучили эффективность хеджирования фьючерсных контрактов на нефть, торгуемых на Нью-Йоркской товарной бирже, и обнаружили, что модель **MRS-GARCH** для расчета коэффициента хеджирования превосходит другие методы в плане сокращения неопределенности портфеля и риска на рынках нефтепродуктов.

Что касается отечественной литературы, то в незначительном количестве исследовании прогнозируются цена на электроэнергию, В исследовании Д.В. Зерюкаева [19] предложена авторегрессионная модель прогнозирования цен на электроэнергию на российский оптовом рынке электроэнергии на сутки вперед для первой ценовой зоны. В.И. Доманов, А.И. Билалова [20] рассматривают составление прогноза с различной информационной базой. В результате исследований выявлена взаимосвязь между метеофакторами и объемами потребления электроэнергии, о чем свидетельствует коэффициент корреляции. Показано, что наиболее эффективной оказывается модель прогнозирования с большим количеством различных входных информационных баз. Следующим автором Л.Н. Леонтьевой [21] исследуется проблема оптимальной сложности модели в связи с ее точностью и устойчивостью. Задача состоит в нахождении наиболее информативного набора признаков в условиях их высокой мультиколлинеарности. Для выбора оптимальной модели используется модифицированный алгоритм шаговой регрессии, являющийся одним из алгоритмов добавления и удаления признаков. В работе предложен метод поиска оптимальной модели прогнозирования цен на электроэнергию, при этом в этой работе для каждого алгоритма вычислялись ошибки среднеквадратичная ошибка **MSE** и средняя абсолютная ошибка **MAE**.

## Методология

В нашем исследовании мы сравниваем точность следующих моделей прогнозирования: **ARIMA**, **ARIMA-GARCH**, **ARIMA-EGARCH** и **ARIMA-TGARCH**. При этом используются различные их спецификации: авторегрессия с одним лагом (будем называть ее стандартной), авторегрессия с лагами 1, 2, 3 и 7, авторегрессия с трендом, авторегрессия с фиктивными переменными на определенные дни недели (понедельник, суббота, воскресенье). Математический формализм и пошаговая реализация данных моделей представлена в достаточном количестве работ, например, Е.А. Федорова, Е.В. Гиленко [22] и Е.А. Федорова, Д.А. Бузлов [23], поэтому здесь мы не будем уделять этому отдельное внимание.

## Анализ данных и результаты исследования

В качестве данных для тестирования моделей в работе используются значения цены на электроэнергию на РСВ в зоне Европа-Урал с 3 апреля 2008 г. по 7 января 2015 г. Прогноз будет построен на 7 дней, поэтому выборка поделена на тестовую и обучающую соответствующим образом.

На рис. 1 представлена цена электроэнергии, на отдельных участках выявлена кластеризация волатильности, поэтому мы считаем, что можно применять **GARCH**-модели.

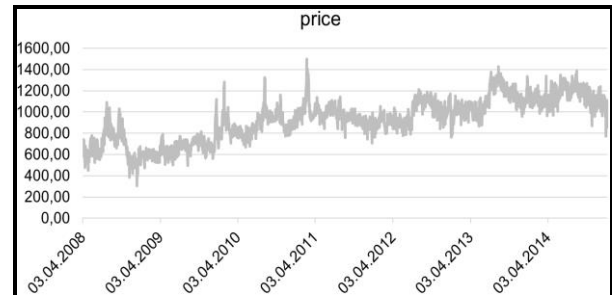


Рис. 1. Цена электроэнергии на РСВ в зоне Европа-Урал, руб./МВ т.ч.

Перед построением моделей необходимо провести первичный статистический анализ. Рассмотрим описательную статистику ряда цены на электроэнергию за период с 3 апреля 2008 г. по 7 января 2015 г.

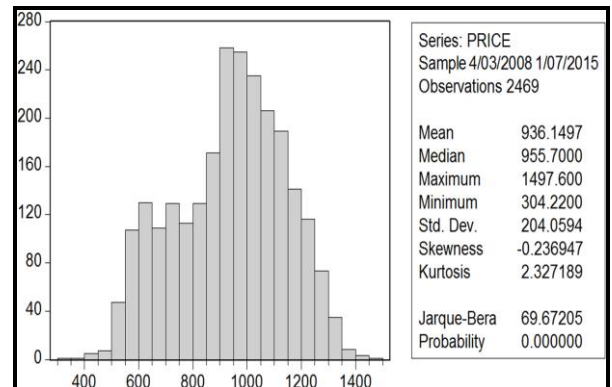


Рис. 2. Описательная статистика и гистограмма ряда цен на электроэнергию за период с 3 апреля 2008 г. по 7 января 2015 г.

Как видно из рис. 2 и описательной статистики, распределение полученного ряда не является нормальным, так как статистика Жакка–Берра составляет 69,67206, что намного выше критического значения 5,8825. Поэтому мы отвергаем нулевую гипотезу о том, что данный ряд соответствует нормальному распределению.

Что касается **Q-Q**-графика относительно квантилей нормального распределения, то график квантилей исследуемого ряда не располагается вдоль прямой линии. Это также свидетельствует о том, что цена на электроэнергию не имеет нормального распределения. Статистика теста Дики–Фуллера равна -

3,627605, что меньше критического значения на 1% уровне (-3,4360). Следовательно, ряд признается являться стационарным.

Построим модель **ARIMA**, данная модель включает автокорреляцию первого порядка, поэтому имеет следующую спецификацию **ARIMA** (1, 0, 0). Оценка параметров модели **ARIMA** (1, 0, 0) представлена ниже в табл. 1.

Следует отметить, что поскольку оценивание **ARIMA**-моделей проводилось с помощью метода наименьших квадратов, то формально был рассчитан коэффициент детерминации **R<sup>2</sup>**, который для этой модели составил 90,6%. Кроме этого, в табл. 1 также приводятся значения информационных критериев Акаике, Шварца и Ханнана–Куинна. Был выполнен тест на наличие **ARCH**-эффекта в остатках, нулевая гипотезы которого отвергается, следовательно, **ARCH**-эффект присутствует. Построенные коррелограммы **ACF** и **PACF** продемонстрировали стационарность, но присутствие автокорреляции в ряде остатков нашей **ARIMA**-модели.

Таблица 1

ОЦЕНКА ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛИ **ARIMA** (1, 0, 0)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	940,1473	26,12815	35,98216	0,0000
AR(1)	0,951973	0,006148	154,8470	0,0000
R-squared	0,906779	Mean dependent var		936,2848
Adjusted R-squared	0,906741	S.D. dependent var		204,0556
S.E. of regression	62,31503	Akaike info criterion		11,10309
Sum squared resid	9571998	Schwarz criterion		11,10780
Log likelihood	-13693,67	F-statistic		23977,61
Durbin-Watson stat	2,541932	Prob(F-statistic)		0,000000
Inverted AR Roots	0,95			

Прогноз на неделю по этой модели представлен ниже на рис. 3. Качество прогноза оценивалось по следующим метрикам: **MAE** (mean absolute error) – средняя абсолютная ошибка и **RMSE** (root mean squared error) – среднеквадратичная ошибка, которые приведены в результирующей таблице по всем моделям.

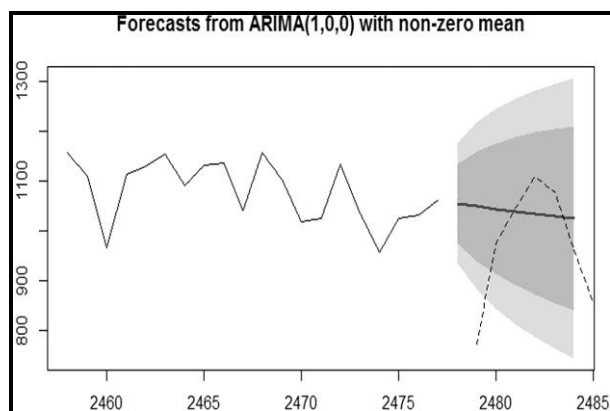


Рис. 3. Прогноз модели **ARIMA** (1,0,0) на неделю

Также мы построили модель **ARIMA** с включенным скользящим средним, т.е. спецификация имеет следующий вид **ARIMA** (1,0,1). Мы провели аналогичные расчеты и выполнили все необходимые тесты. Прогноз на неделю по этой модели представлен ниже на рис. 4.

В работе были построены также ряд моделей **GARCH**, результаты оценивания **GARCH** (1, 1) для примера приведены в табл. 2.

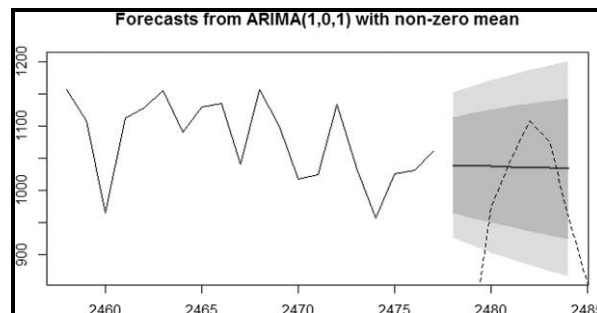


Рис. 4. Прогноз модели **ARIMA** (1,0,1) на неделю

Таблица 2

РЕЗУЛЬТАТЫ ОЦЕНИВАНИЯ МОДЕЛИ **GARCH** (1,1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
PRICE(-1)	0,966694	0,004786	201,9632	0,0000
C	34,40011	4,752760	7,237922	0,0000
<b>Variance Equation</b>				
C	2124,085	154,1728	13,77730	0,0000
ARCH(1)	0,330371	0,034759	9,504715	0,0000
GARCH(1)	0,150416	0,043964	3,421317	0,0006
R-squared	0,906278	Mean dependent var		936,2937
Adjusted R-squared	0,906126	S,D, dependent var		203,9400
S.E. of regression	62,48502	Akaike info criterion		11,03806
Sum squared resid	9624291	Schwarz criterion		11,04983
Log likelihood	-13627,01	F-statistic		5959,031
Durbin-Watson stat	2,565081	Prob(F-statistic)		0,000000

Все необходимые тесты все были выполнены, ниже представлена часть из них.

Была выявлена автокорреляция в остатках на отдельных лагах, поэтому были добавлены лаги на 1, 2, 3 и 7 лагах, а также тренд и фиктивные переменные по дням недели (воскресение, суббота, понедельник) в итоговые модели. Табл. 3 показывает оценки мер ошибок для всех рассмотренных моделей.

Таблица 3

ОБОБЩАЮЩАЯ ТАБЛИЦА КАЧЕСТВА ПРОГНОЗА ПОСТРОЕННЫХ МОДЕЛЕЙ

Модель	RMSE	MAE
<b>ARIMA (1,0,0)</b>	<b>49,07</b>	<b>38,49</b>
ARIMA (1,0,1)	51,85	40,93
<b>GARCH (1,1)</b>	<b>48,94</b>	<b>38,5</b>
<b>EGARCH (1,1)</b>	<b>47,4</b>	<b>38,5</b>
TGARCH (1,1)	52,86	44,62
<b>ARIMA с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах</b>	<b>51,88</b>	<b>40,53</b>

Модель	RMSE	MAE
<b>GARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах</b>	<b>54,00</b>	<b>43,10</b>
<b>EGARCH(1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах</b>	<b>52,01</b>	<b>40,47</b>
TGARCH(1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах	54,55	43,71
ARIMA с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными	55,46	46,00
GARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными	55,72	46,22
EGARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными	56,06	46,63
TGARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными	56,15	46,39
ARIMA с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными и трендом	63,8	50,07
GARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными и трендом	65,96	51,6
EGARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными и трендом	67,74	53,22
TGARCH (1,1) с лагами на 1, 2, 3 и 7 лагах и с дамми-переменными и трендом	65,44	51,26

В соответствии с использованными критериями RMSE и MAE лучшей моделью для прогнозирования цены на электроэнергию является **EGARCH** (1, 1). Наши результаты подтверждаются рядом иссле-

дований по прогнозированию временных рядов. Siourounis (2002) [24] применил семейство моделей **GARCH** для оценки фондовой биржи Афин и обнаружил, что отрицательные шоки асимметрично влияют на ряды дневной доходности. При анализе данных доходности индекса **S&P 500** Najand (2003) [25] выяснил, что в некоторых случаях такие асимметричные модели, как **EGARCH**, **TGARCH** и др. для прогнозирования волатильности подходят лучше, чем симметричные GARCH (1, 1). В работе Pagan and Schwert (2007) [26] утверждается, что с точки зрения наилучших показателей и точности прогноза более предпочтительными являются модели **GARCH** и **EGARCH**. В своем исследовании Angelidis and Benos (2009) [27] в качестве исходных данных взяли 5 различных ценных бумаг, торгуемых на Нью-Йоркской фондовой бирже, и сравнили модели **GARCH**, **EGARCH** и **TGARCH** на предмет их преимуществ и недостатков. Авторы выяснили, что для точности прогноза с помощью различных **GARCH** моделей большую роль играет объем выборки. Guidi (2009) [28] применил некоторые типы **GARCH** моделей при оценке индексов фондовых рынков Швейцарии, Великобритании и Германии. Эмпирические результаты показали, что наиболее оптимальной для моделирования условной дисперсии и прогнозирования является модель **EGARCH**.

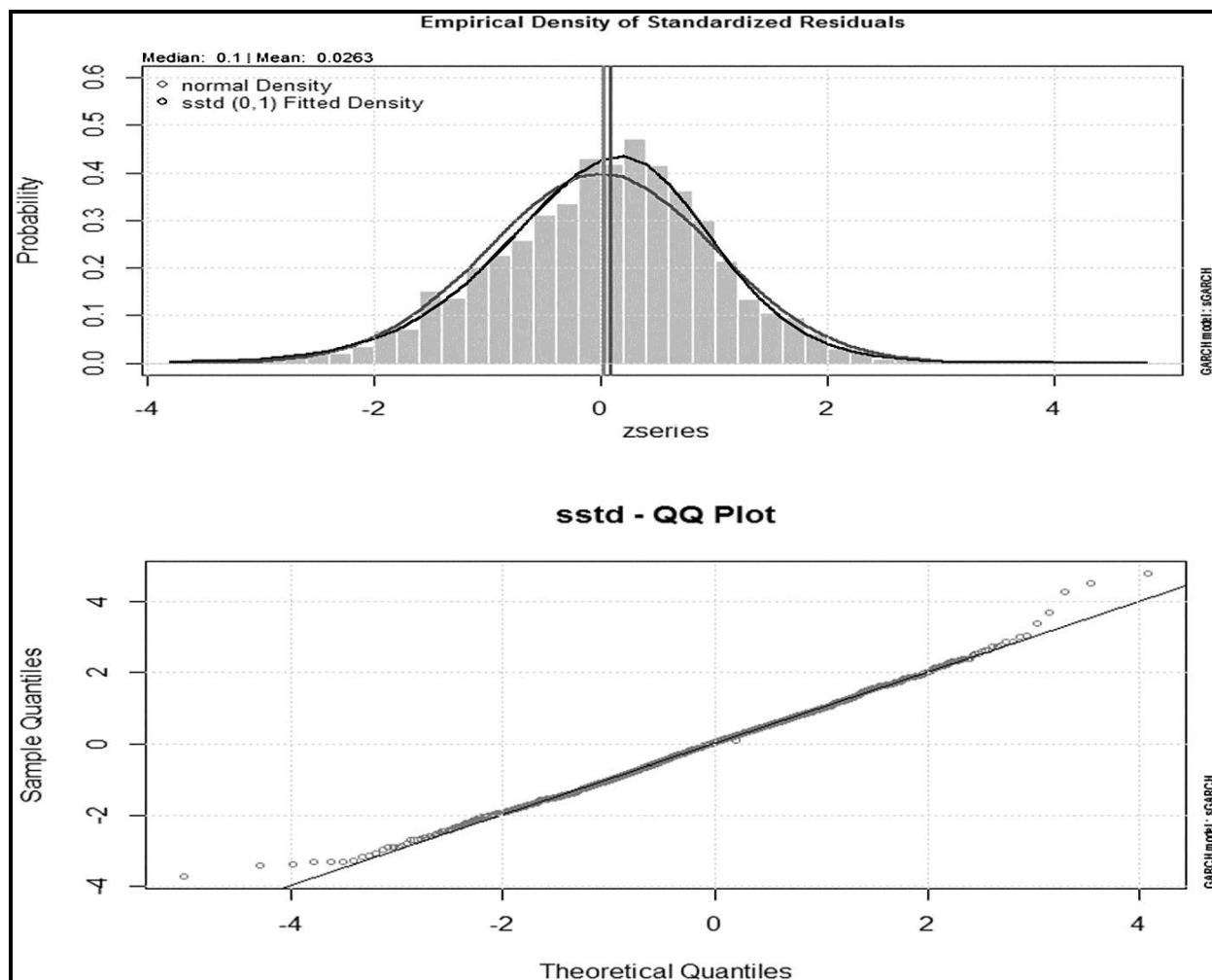


Рис. 5. Тесты на нормальное распределение остатков модели

В целом полученная нами точность прогнозов не высока и следует в будущих исследованиях рассмотреть применение более современных подходов.

**Литература**

1. Engle R.F. Autoregressive conditional Heteroscedasticity with estimates of the variance of UK inflation [Text] / R.F. Engle // *Econometrica*. – 1982. – No. 50. – Pp. 987-1008.
2. Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroscedasticity [Text] / T. Bollerslev // *J. of economics*. – 1986. – No. 31. – Pp. 307-327.
3. Black F. Studies in stock price volatility changes [Text] / F. Black // *Proceedings of the 1976 business meeting of the business and economics statistics section / American statistical association*. – 1976. – Pp. 177-181.
4. French K. et al. Expected stock returns and volatility [Text] / K. French et al. // *J. of financial economics*. – 1987. – Pp. 3-29.
5. Nelson D. ARCH models as diffusion approximations [Text] / D. Nelson // *J. of econometrics*. – 1990. – Pp. 307-381.
6. Zakoian J.M. Threshold heteroscedastic models [Text] / J.M. Zakoian // *J. of economic dynamics and control*. – 1990. – Pp. 931-944.
7. Engle R. Measuring and testing the impact of news on volatility [Text] / R. Engle, K. Ng // *J. of finance*. – 1993. – No. 48. – Pp. 1022-1082.
8. Cheung Y. et al. Common predictable components in regional stock markets [Text] / Y. Cheung, J. He, K. Ng // Ph.D. thesis, University of California Santa Cruz. – 1995.
9. Hamilton J.D. Oil and the macroeconomy since world war II / J.D. Hamilton // *J. polit. econ*. – 1983. – No. 91. – Pp. 228-248.
10. Sadorsky P. Correlations and volatility spillovers between oil prices and the stock prices of clean energy and technology companies [Text] / P. Sadorsky // *Energy economics*. – 2012. – Vol. 34. – Pp. 248-255.
11. Glosten L.R. et al. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks [Text] / L.R. Glosten, R. Jagannathan, D.E. Runkle // *J. finance*. – 1993. – No. 48. – Pp. 1779-1801.
12. Kang S.H. et al. Forecasting volatility of crude oil markets [Text] / S.H. Kang, S.M. Kang, S.M. Yoon // *Energy econ*. – 2009. – No. 31. – Pp. 119-125.
13. Engle R.F. A permanent and transitory component model of stock return volatility [Text] / R.F. Engle, G.C. Lee // Engle R.F. *Cointegration, causality and forecasting: a festschrift in honour of Clive W. J. Granger*. – Oxford University Press, Oxford, 1999. – Pp. 475-497.
14. Baillie R.T. et al. Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [Text] / R.T. Baillie, N. Bollerslev, H.O. Mikkelsen // *J. econ*. – 1996. – No. 73. – Pp. 3-20.
15. Escribano Á. Et al. Modeling electricity prices: international evidence [Text] / A. Escribano, J.I. Peña, P. Villaplana //

- Economics working papers. – 2002. – No. 02–27. – Universidad Carlos III.
16. Liu H. Applying ARMA-GARCH approaches to forecasting short-term electricity prices [Text] / H. Liu, J. Shi // Energy economics. – 2013. – No. 37. – Pp. 152-166.
  17. Haigh M.S. Crack spread hedging: accounting for time-varying spillovers in the energy futures markets [Text] / M.S. Haigh, M. Holt // J. appl. econ. – 2002. – No. 17. – Pp. 269-289.
  18. Alizadeh A.H. et al. Hedging against bunker price fluctuations using petroleum futures contract: constant versus time-varying hedge ratios [Text] / A.H. Alizadeh, M.G. Kavussanos, D.A. Menachof // Appl. econ. – 2004. – No. 36. – Pp. 1337-1353.
  19. Зерюкаева Д.В. Ценообразование на рынке электроэнергии [Текст] / Д.В. Зерюкаева, А.Г. Максимов // Инфраструктурные отрасли экономики: проблемы и перспективы развития. – 2014. – №6. – С. 87-91.
  20. Доманов В.И. Прогнозирование объемов энергопотребления в зависимости от исходной информации [Текст] / В.И. Доманов, А.И. Билалова // Вестн. Южно-Уральского гос. ун-та; Сер. : Энергетика. – 2016. – Т. 16; №2. – С. 59-65.
  21. Леонтьева Л.Н. Выбор моделей прогнозирования цен на электроэнергию [Текст] / Л.Н. Леонтьева // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т. 1; №2. – С. 127-137.
  22. Федорова Е.А. Методология финансовых исследований [Текст] / Е.А. Федорова, Е.В. Гиленко. – М., 2016.
  23. Федорова Е.А., Бузлов Д.А. Прогнозирование фондового рынка Российской Федерации с помощью garch-моделирования [Текст] / Е.А. Федорова, Д.А. Бузлов // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2013. – №16. – С. 2-10.
  24. Siourounis G. Modelling volatility and testing for efficiency in emerging capital markets: the case of the athens stock exchange [Text] / G. Siourounis // Applied financial economics. – 2002. – No. 12. – Pp. 47-55.
  25. Najand M. Forecasting stock index futures price volatility: linear vs. nonlinear models [Text] / M. Najand // The financial review. – 2003. – No. 37. – Pp.93-104.
  26. Pagan A. Alternative models for conditional models for conditional stock volatility [Text] / A. Pagan, G. Schwert // J. of economics. – 2007. – Pp. 267-290.
  27. Angelidis T. The use of GARCH model in VaR estimation [Text] / T. Angelidis, A. Benos // Statistical methodology. – 2009. – Pp. 105-128.
  28. Guidi F. Volatility and long-term relations in equity markets: empirical evidence from Germany, Switzerland and the UK [Text] / F. Guidi // The icfai j. of financial economics. – No. 7. – Pp. 7-39.

## Ключевые слова

Рынок электроэнергии на сутки вперед; цена на электроэнергию; **GARCH** модели; прогнозирование.

*Федорова Елена Анатольевна*

## РЕЦЕНЗИЯ

Актуальность темы. Содержание работы соответствует актуальным проблемам прогнозирования временных рядов. Данная проблематика стала предметом изучения как зарубежных, так и отечественных специалистов. Цель исследования-рассмотреть основные подходы к прогнозированию временных рядов на основе моделей **ARIMA** и **GARCH** моделирования, сделать прогноз и оценить качество прогноза для цены электроэнергии на российском рынке (для первой ценовой зоны Европа-Урал).

Практическая значимость. Результаты показали, что наиболее предпочтительной моделью для прогнозирования является **ARIMA** (1,0,0) и **EGARCH** (1,1). Качество прогноза оценивалось по

средней абсолютной ошибке (**MAE**) и среднеквадратичной ошибке (root mean squared error).

Понимание детерминант цены на оптовом рынке электроэнергии является необходимым для генерирующих компаний, т.к. позволяет им разрабатывать и реализовывать более эффективную и объективную политику ценообразования, а также принимать своевременные решения о необходимости повышения энергоэффективности, что в перспективе должно приводить к снижению среднего уровня цен;

Заключение: рецензируемая статья отвечает требованиям, предъявляемым к научным публикациям, и может быть рекомендована к опубликованию.

*Черникова Л.И., д.э.н., доцент, профессор Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления Финансового университета при Правительстве РФ, г. Москва.*

[Перейти на ГЛАВНОЕ МЕНЮ](#)

[Вернуться к СОДЕРЖАНИЮ](#)