

дели экономическо-математических искусственных нейронных сетей действительно повышает эффективность практического прогнозирования валютной котировки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Галанов В. А.* Проблемы фондового рынка : учеб. пособие. Изд-во РЭУ им. Г. В. Плеханова, 2013. С. 104.
2. *Каширина И. Л.* Искусственные нейронные сети : учеб. пособие. Воронеж : Изд-во ВГУ, 2005. 51 с.
3. *Барский А. Б.* Нейронные сети. Распознавание, управление, принятие решений. М. : Финансы и статистика, 2004. 176 с.
4. *Короткий С.* Нейронные сети: алгоритм обратного распространения [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gotai.net/download/file%nn%003.zip> (дата обращения 15.07.16)
5. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. 2-е издание : учеб. пособие. Изд-во дом Вильямс, 2008. 219 с.

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ЗАВИСИМОСТЕЙ ОБМЕННЫХ КУРСОВ ИНОСТРАННЫХ ВАЛЮТ ОТ ЦЕН НА НЕФТЬ

А. Ю. Митрофанов

*Саратовский социально-экономический институт (филиал)
РЭУ им. Г.В. Плеханова, Россия
E-mail: MitrofanovAY0@gmail.com*

Построены регрессионные модели (с авторегрессионными остатками) зависимостей официальных курсов доллара США и Евро от цен на нефть марок Brent и WTI. Выделены структурно-однородные сегменты (8 и 9 соответственно) этих зависимостей. Для каждого из сегментов найдены «отклики на ступеньку» зависимостей от обеих цен на нефть, соответствующие значения статического усиления и постоянные времени. Показано, что сила (обратных) зависимостей обменных курсов валют от цен на нефть колеблется. Для объяснения этих колебаний установлено, что усиление (обратных) зависимостей обменных курсов от цен на нефть ассоциируется с повышением ключевой ставки ЦБ РФ.

ECONOMETRIC MODELS OF DEPENDENCIES OF FOREIGN EXCHANGE RATES ON PETROL PRICES

A. Yu. Mitrofanov

Regression models (with autoregressive residuals) for dependences of official US dollar and Euro exchange rates on prices of Brent and WTI oil brands are constructed. Structurally homogeneous segments (8 and 9 respectively) of these dependences are obtained. For each of these segments we found step responses for dependences on both oil prices, the corresponding static gains and time constants. It is shown that strength of (inverse) dependences of foreign exchange rates on oil prices fluctuates. In order to explain these fluctuations we figured out that strengthening of (inverse) de-

pendences of exchange rates on oil prices are associated with an increase of the key rate of the Central Bank of the Russian Federation.

Общеизвестно, что экспорт углеводородов играет одну из ключевых ролей в экономике России, что обуславливает исключительную важность для нее цен на нефть, а также обменных курсов иностранных валют – доллара США и Евро. Без сомнения, цены на две основные марки нефти – Brent и WTI являются «ведущими» переменными в том смысле, что их изменения оказывают однонаправленное влияние на обменные курсы валют – доллара США (USD) и Евро (EUR) по отношению к российскому рублю. Также ни для кого не является секретом, что между ценами на нефть и обменными курсами ведущих валют имеет место обратная зависимость: с ростом цен на нефть Brent и WTI российский рубль укрепляется, т.е. номинальные значения USD и EUR снижаются.

В работе делается попытка конкретизировать важнейшую зависимость переменных (USD_t, EUR_t) от $(Brent_t, WTI_t)$ посредством построения и анализа соответствующих эконометрических моделей.

Характер этой зависимости, без сомнения, изучался Банком России в связи с решением проблем ценообразования, однако результаты этих исследований не доступны. Также он изучается в кругах, связанных с Forex-трейдингом, но здесь автору не удалось обнаружить конкретных моделей, построенных с применением отработанных методов. Вместе с тем, имеется теоретическая работа Б.Е. Бродского, включающая интересующую нас зависимость [1], иллюстративный материал в сфере «data mining» [2], а также студенческая эконометрическая работа, основанная на модели GARCH с Марковским переключением [3], содержащая, к сожалению, лишь общее описание модели.

Исходными данными работы послужили официальные обменные курсы ведущих валют [4] и цены на нефть [5, 6] за период 01.01.2014 – 24.07.2016. Выбор данного интервала обусловлен тем, что на его протяжении изучаемые переменные USD, EUR, Brent и WTI претерпели драматические изменения, см. рис. 1. Общий «зеркальный» характер динамики рядов валют и цен на нефть подтверждает отмеченную выше «обратную» зависимость.

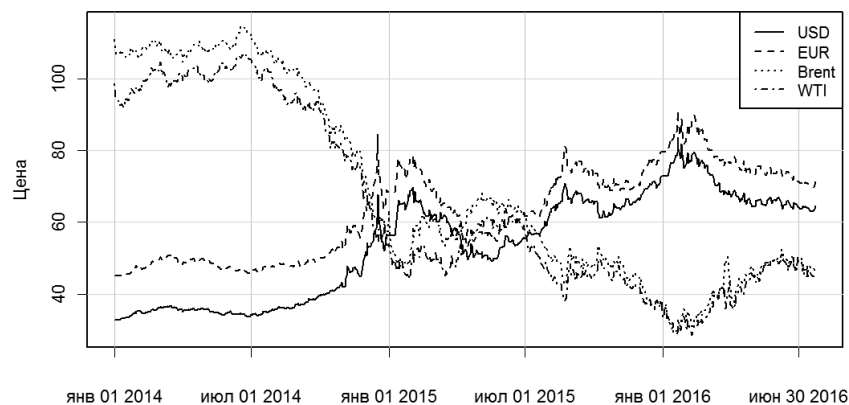


Рис. 1. Исходные данные: обменные курсы доллара США (USD), Евро (EUR) и цены на нефть марок Brent и WTI за период 01.01.2014 – 24.07.2016

Первоначальная подготовка данных была выполнена с помощью команд Python (пакеты `pandas`, `dateutil`), для всех последующих манипуляций использовался пакет R [7] с пакетами расширения. Для валют были восполнены отсутствующие значения курсов (за воскресенья и понедельники значениями за субботы), после чего ряды были сдвинуты назад по времени так, чтобы новые значения курсов (вторник – суббота) относились к рабочим дням недели для того, чтобы их можно было сопоставить с ценами на нефть. Для операций с временными рядами использовался пакет расширения `xts` [8], для обработки дат – пакет расширения `lubridate` [9]. Для восстановления 24 отсутствующих значений была использована команда `na.interp` (многомерное восстановление с помощью связанных уравнений) одноименного пакета расширения [10], перед чем все цены были прологарифмированы, а после восстановления приведены к исходной шкале. Анализируемая таблица данных включала 668 наблюдений (рабочие дни с 01.01.2014 по 22.07.2016) и 4 столбца цен.

С использованием функции `auto.arima()` пакета-расширения `forecast` [11, 12] и разработанной автором функции R были построены следующие модели регрессии с авторегрессионными возмущениями:

USD

	ar1	ar2	ar3	ar4	ar5	ar6	ar7	ar8
	0.8525	0.0839	0.0341	-0.0648	0.0135	0.0128	-0.0764	0.1850
s.e.	0.0384	0.0507	0.0502	0.0499	0.0503	0.0497	0.0497	0.0501
	ar9	ar10	ar11	intercept	Brent	Brent.L1	WTI.L1	
	-0.1100	0.1749	-0.1494	88.7208	-0.0831	-0.2510	-0.0790	
s.e.	0.0504	0.0504	0.0384	1.9868	0.0242	0.0407	0.0429	
	WTI.L2	WTI.L3						
	-0.0593	-0.0422						
s.e.	0.0250	0.0253						

sigma^2 estimated as 0.8067: log likelihood=-868.03
 AIC=1772.06 AICc=1773.11 BIC=1853.22

EUR

	ar1	ar2	ar3	ar4	ar5	ar6	ar7	ar8
	0.8861	0.0561	0.0314	-0.0510	-0.0157	0.0375	-0.0756	0.1885
s.e.	0.0383	0.0510	0.0508	0.0502	0.0507	0.0500	0.0501	0.0500
	ar9	ar10	ar11	intercept	Brent	Brent.L1	Brent.L3	
	-0.1451	0.2206	-0.1644	94.184	-0.0637	-0.3206	0.0918	
s.e.	0.0507	0.0521	0.0393	2.922	0.0292	0.0292	0.0509	
	WTI.L2	WTI.L3						
	-0.0652	-0.1026						
s.e.	0.0306	0.0534						

sigma^2 estimated as 1.185: log likelihood=-996.04
 AIC=2028.08 AICc=2029.13 BIC=2109.24

С этой целью был выполнен перебор всех возможных подмножеств регрессоров из числа $Brent_t, \dots, Brent_{t-3}, WTI_t, \dots, WTI_{t-3}$ с пошаговым отбором порядков авторегрессии (12 – 1) для случайных отклонений. Сравнение моделей осуществлялось по реализованному в команде `auto.arima()` AICc – критерию Акаике, скорректированному на конечную длину ряда. Согласно тестам Бокса-Льюнга из функции `tsdiag()`, белизна остатков авторегрессии не отвергается с большим

запасом.

Высокая степень соответствия моделей данным (не считая наличия выбросов в остатках авторегрессии) еще не позволяет заключить, что модели адекватны с содержательной точки зрения – прежде всего, нет никаких оснований предполагать, что оцененные зависимости сохраняются на протяжении всего, достаточно протяженного изучаемого временного интервала. По этой причине была исследована стабильность регрессионных зависимостей. Для этого использовалась функция `breakpoints()` пакета расширения `strucchange` [13, 14]. Эта функция позволяет на основе минимума одного из двух критериев: ВИС либо RSS выбрать определенное число структурных сдвигов, соответствующих обычной модели линейной регрессии, оцененной по временным рядам. Поскольку наши модели относятся к более общему типу – моделям с AR возмущениями, данные как зависимых рядов (USD_t, EUR_t) были преобразованы с помощью операторов авторегрессии, характеризующих случайные возмущения, т.е. была реализовано «выбеливание» зависимостей (отметим, что обе авторегрессии возмущений устойчивы).

На основании критерия RSS эта процедура позволила выявить для USD 7, а для EUR 8 структурных сдвигов, т.е. 8 и 9 сегментов постоянства зависимости соответственно. Границы сегментов для USD представлены на рис. 2.

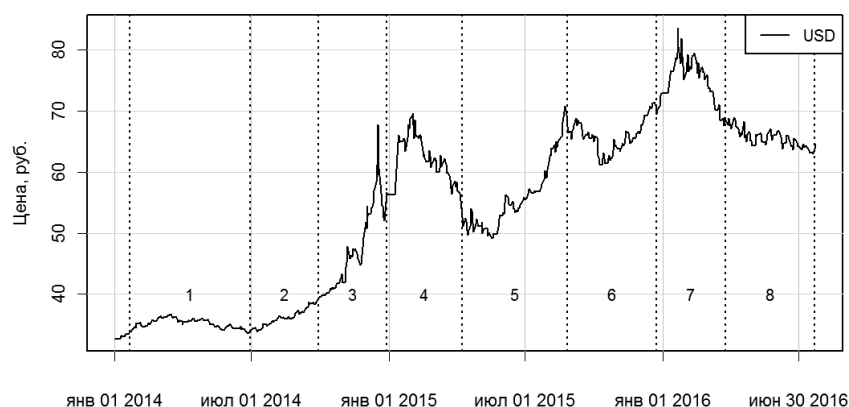


Рис. 2. Сегментация зависимости для доллара США от цен на нефть Brent и WTI (8 сегментов)

Сегментированные модели включают значительное число параметров и с трудом поддаются осмыслению. С целью облегчения последнего была привлечена теория линейных систем. Именно, для каждой из двух рассматриваемых валют, каждого из интервалов и каждой марки нефти были найдены импульсные характеристики зависимостей, а по ним, путем аккумуляции, отклики на единичную ступеньку. Предельное значение откликов на ступеньку – так называемое статическое усиление, характеризующее предельный сдвиг цены при повышении цены на нефть (каждого вида) на 1\$ за баррель. Значения статических усилений для каждого из сегментов, отнесенные к центрам последних, представлены на рис. 3.

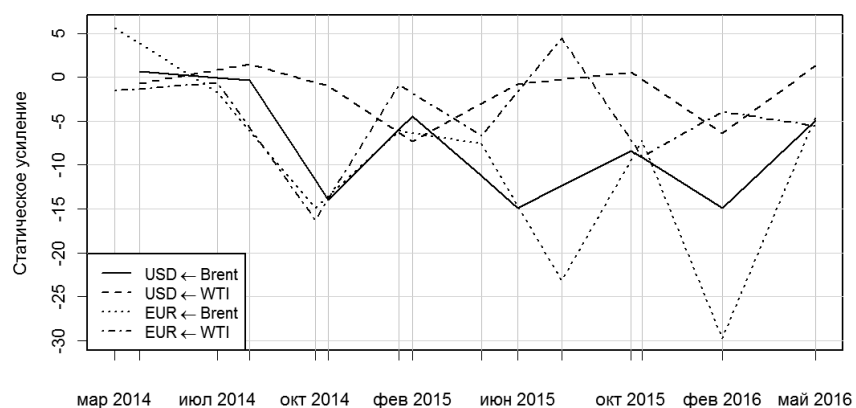


Рис. 3. Значения статического усиления для зависимостей USD, EUR от Brent, WTI, отнесенные к центрам сегментов постоянства зависимостей

Как видно из рис. 3, статическое усиление, которое можно рассматривать как обобщенную характеристику «силы» зависимости, не остается постоянным. Большинство значений статического усиления отрицательные, что характеризует зависимости обменных курсов USD, EUR от Brent, WTI как обратные.

Другой обобщенной характеристикой зависимости можно считать ее постоянную времени, т.е. характерное время, в течение которого происходит приближение к пределу, т.е. статическому усилению. Для определения этих характерных времен предположим, что отклик на ступеньку имеет вид: $S_t \approx S_\infty (1 - \exp(-(t - t_0)/c))$, где S_∞ – статическое усиление, t_0 – задержка (минимальный лаг регрессора), c – искомая постоянная времени. Логарифмирование и применение обычного МНК к получившейся линейной регрессии позволяет легко найти постоянные времени (для большинства сегментов упомянутая аппроксимация достаточно точна – R^2 линеаризованных зависимостей очень близки к 1). Как было установлено, все постоянные времени для модели для USD очень близки к среднему значению по всем сегментам и регрессорам, равному 24.07845 дней, а для EUR – к 35.35313 дней. Это означает, что Евро является в 1.47 раза более инерционным, по сравнению с долларом США в отношении скорости достижения статического усиления.

Установленное выше непостоянство статических усилений по сегментам зависимостей приводят к следующему вопросу: с чем связаны эти колеблющиеся характеристики «силы» зависимостей обменных курсов валют от цен на нефть? Как известно, одним из основных инструментов регулирования экономики, применяемой Банком России, является ключевая ставка, поэтому естественно предположить, что найденные значения статического усиления как-то ассоциированы с ней. С целью проверки этой гипотезы были использованы значения ключевой ставки за изучаемый период [15]. Приведенные в таблице значения были трансформированы во временные ряды, которые были усреднены по всем сегментам (8 для USD, 9 для EUR). Для USD были найдены корреляции между статическим усилением и усредненной ключевой ставкой: -0.396 (Brent), -0.622 (WTI); для EUR -0.272 (Brent), 0.106 (WTI). Несмотря на малое количество «наблюдений», достаточно четко просматривается закономерность:

для USD отрицательная корреляция теснее с американской маркой WTI, но заметна и для Brent; для EUR отрицательная корреляция заметна только для европейской марки Brent, а для WTI близка к 0.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Бродский Б. Е.* Реальный обменный курс рубля и экономический рост в России. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.hse.ru/data/481/819/1235/brodsky.doc> (дата обращения 15.08.16).
2. Поиск взаимосвязей на примере Нефть-Рубль [Электронный ресурс]. URL: <https://habrahabr.ru/post/253285/> (дата обращения 15.08.16).
3. *Шановалова В. А.* Анализ зависимости цены на нефть и курса доллара США для российского рынка с выявлением кризисных периодов [Электронный ресурс]. URL: <http://www.fa.ru/news/I%D0%9C%D0%B0%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%B5%D1%81%D0%BA%D0%B8%D0%B5%20%D0%BC%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4%D1%8B%20%D0%B8%20%D0%B0%D0%BD%D0%B0%D0%BB%D0%B8%D0%B7%20%D1%80%D0%B8%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B2/Shapovalova.pdf> (дата обращения 15.08.16).
4. Динамика официального курса заданной валюты [Электронный ресурс]. URL: http://www.cbr.ru/currency_base/dynamics.aspx (дата обращения 15.08.16).
5. Цена нефти Brent, USD/Баррель [Электронный ресурс]. URL: http://www.finanz.ru/birzhevyue-tovary/arhiv-torgov/neft-cena/1.1.2014_24.7.2016 (дата обращения 15.08.16).
6. Цена нефти WTI, USD/Баррель [Электронный ресурс]. URL: http://www.finanz.ru/birzhevyue-tovary/arhiv-torgov/neft-cena/1.1.2014_24.7.2016?type=WTI (дата обращения 15.08.16).
7. *Core Team R.* A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2016. [Electronic resource]. URL: <https://www.R-project.org/> (date of access: 02.08.2016).
8. *Jeffrey A. Ryan and Joshua M. Ulrich* xts: eXtensible Time Series. R package version 0.9-7. 2014. [Electronic resource]. URL: <https://CRAN.R-project.org/package=xts> (date of access: 02.08.2016).
9. *Grolemund G., Wickham H.* Dates and Times Made Easy with lubridate // Journal of Statistical Software. 2011. Vol. 40 (3). P. 1-25. [Electronic resource]. URL: <http://www.jstatsoft.org/v40/i03/> (date of access: 02.08.2016).
10. *Van Buuren S., Groothuis-Oudshoorn K.* Multivariate Imputation by Chained Equations in R. // Journal of Statistical Software. 2011. Vol. 45 (3). P. 1-67. [Electronic resource]. URL: <http://www.jstatsoft.org/v45/i03/> (date of access: 02.08.2016).
11. *Hyndman R. J.* Forecasting functions for time series and linear models. R package version 7.1. 2016. [Electronic resource]. URL: <http://github.com/robjhyndman/forecast> (date of access: 02.08.2016).
12. *Hyndman R. J. and Khandakar Y.* Automatic time series forecasting: the forecast package for R. // Journal of Statistical Software. 2008. Vol. 26 (3). P. 1-22. [Electronic resource]. URL: <http://www.jstatsoft.org/article/view/v027i03> (date of access: 02.08.2016).
13. *Zeileis A., Leisch F., Hornik K. and Kleiber C.* strucchange: An R Package for Testing for Structural Change in Linear Regression Models // Journal of Statistical Software. 2002. Vol. 7 (2). P. 1-38. [Electronic resource]. URL: <http://www.jstatsoft.org/v07/i02/> (date of access: 02.08.2016).
14. *Zeileis A., Kleiber C., Kraemer W. and Hornik K.* Testing and Dating of Structural Changes in Practice // Computational Statistics & Data Analysis. 2003. Vol. 44. P. 109-123.
15. Ключевая ставка ЦБ РФ на сегодня и за период 2013–2016 годов. [Электронный

КОМПЬЮТЕРНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ФОРМИРОВАНИЯ ИНВЕСТИЦИОННЫХ ПОРТФЕЛЕЙ

А. И. Новиков, Т. И. Солодка

Российский университет кооперации, Мытищи, Россия
Саратовский государственный университет, Россия
E-mail: solti2005@yandex.ru

На конкретных примерах рассмотрено применение компьютерных технологий к формированию оптимальных инвестиционных портфелей финансовых активов максимальной доходности Марковица и минимального риска Тобина.

COMPUTER TECHNOLOGIES OF FORMATION OF INVESTMENT PORTFOLIOS

A. I. Novikov, T. I. Solodkaya

Specific examples considered are the use of computer technology to the formation of optimal portfolios the Markowitz model of maximum profitability and Tobin's model of minimal risk.

Модель Марковица. Предполагается, что все инвестиции вложены в рискованные активы. Структура портфеля акций или других ценных бумаг описывается показателями x_i , характеризующими долю стоимости акций данного вида в общей стоимости приобретаемого или имеющегося портфеля, причем выполняются соотношения: $\sum x_i = 1$, $x_i \geq 0$.

Ожидаемая доходность портфеля акций в целом при заданной его структуре определяется: $m_p = \sum x_i m_i$, где m_i – ожидаемая доходность по каждому виду активов. Для трех рискованных активов матрица ковариации $(\sigma)_{ij}$ и дисперсия портфеля σ_p^2 имеют вид:

$$(\sigma)_{ij} = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} \end{pmatrix},$$

$$\sigma_p^2 = \sigma_1^2 x_1^2 + \sigma_2^2 x_2^2 + \sigma_3^2 x_3^2 + 2\sigma_{12} x_1 x_2 + 2\sigma_{13} x_1 x_3 + 2\sigma_{23} x_2 x_3$$

Рискованность одного актива измеряется дисперсией или стандартным отклонением доходности по этому активу, а риск портфеля – дисперсией или стандартным отклонением доходности портфеля. Для оценки риска портфеля обычно используется стандартное отклонение $\sigma_p = \sqrt{\sigma_p^2}$.

Задача оптимизации заключается в том, чтобы определить, какая доля