

ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ

М. О. Паньков

старший преподаватель кафедры статистики и эконометрики Санкт-Петербургского государственного экономического университета

АНАЛИЗ ВЗАИМОСВЯЗЕЙ ТОРГОВ АКЦИЙ НА ФОНДОВЫХ БИРЖАХ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ ВЕКТОРНОЙ АВТОРЕГРЕССИИ

Введение

Широкое распространение финансовых рынков неотъемлемо связано с развитием новых технологий. Как известно, для многих крупных компаний характерно размещение собственных акций не на одной финансовой бирже. Например, акции компании ПАО «Газпром» размещены на Московской бирже, а также на Лондонской, Берлинской, Франкфуртской, Сингапурской фондовых биржах.

Рассмотрим торги акций ПАО «Газпром» на Московской, Лондонской, а также Франкфуртской биржах. Акции данной компании выбраны по нескольким причинам. Во-первых, «Газпром» — крупнейшее акционерное общество в России. Общее количество счетов, на которых учитывается 23 673 512 900 акций «Газпрома», составляет более 470 тысяч. Государство контролирует более 50% акций компании ПАО «Газпром». Во-вторых, «Газпром» — это транснациональная корпорация, т. е. действует не только на территории Российской Федерации. В-третьих, депозитарные расписки компании ПАО «Газпром» одними из первых в России начали обращаться на глобальном рынке, в частности, акции корпорации на Лондонской фондовой бирже отображаются с 11.08.2000.

Анализ финансовых рынков имеет особенности, как вследствие, большого объема исходных данных, так и из-за постоянного совершенствования сделок на рынках. Огромную роль выполняют так называемые арбитражные сделки, выступающие одним из основных инструментов участников рынка (Коршунов, Кашеева, 2016).

Цель данной статьи состоит в изложении подробной процедуры векторной авторегрессии и выявлении взаимосвязей между ценами торгов одного инструмента на разных торговых площадках, анализ импульсных откликов одних инструментов в зависимости от шоков на других. В качестве задач исследования можно выделить следующие: выявить взаимосвязь между ценами торгов акций на Франкфуртской, Лондонской и Московской биржах; в случае обнаружения взаимосвязи, построить систему уравнений векторной авторегрессии; с помощью функции импульсного отклика векторной авторегрессии проследить, как ведет себя ряд цен закрытия торгов акций компании ПАО «Газпром» на Франкфуртской фондовой бирже при возможных авторегрессионных импульсах, а также импульсах, появляющихся на Лондонской и Московской фондовых биржах.

Анализируемые данные

Отправной точкой для анализа, а именно датой первых торгов было принято 23.01.2006, так как эта дата характеризует результаты первых торгов на бирже

ММВБ. На Лондонской бирже, как указывалось ранее, акции размещаются с 2000 г., на Франкфуртской бирже торги данным инструментом осуществляются с 27.04.2001. Важной особенностью торгов на фондовых биржах является международный финансовый кризис, который оказал влияние и на ПАО «Газпром». Чтобы избежать воздействия кризисного периода, изменившего торговую ситуацию на фондовых биржах, в качестве базы для анализа был взят период с 23.01.2006 до 28.12.2007 (котировки акций ПАО Газпром). Последняя точка торгов была выбрана по причине смены тенденции с восходящей на нисходящую, начиная со следующего (после 28.12.2007) дня торгов.

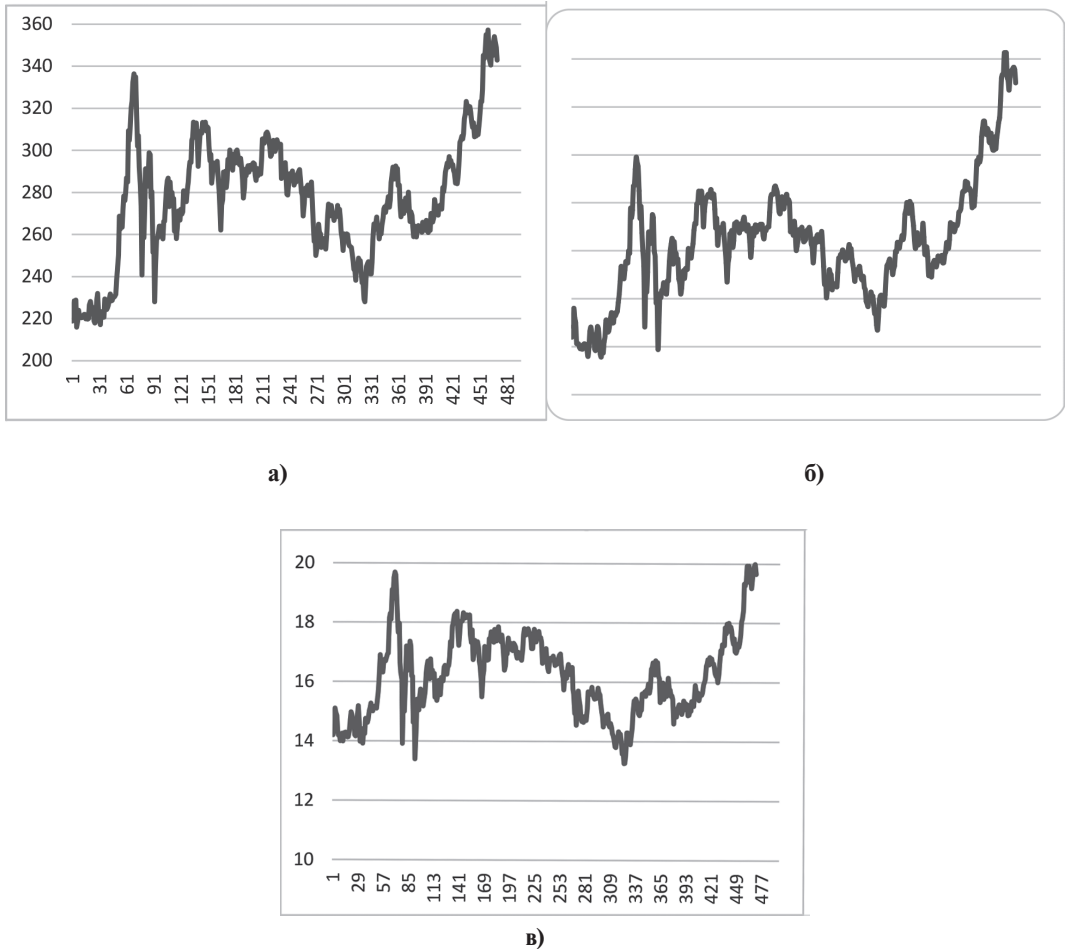


Рис. 1. Данные фондовых бирж по результатам торгов акций ПАО «Газпром»:
 а) ММВБ/Московская биржа; б) Лондонская биржа; в) Франкфуртская биржа

На рис. 1 приведены цены акции на момент закрытия торгов на всех трех биржах. Для того, чтобы информация по торгам была сопоставима, из рядов убраны некоторые торговые сессии, которые осуществлялись не на всех фондовых биржах. В результате каждый ряд цен закрытия торгов составил 470 наблюдений.

Цена продажи — это самое наглядное проявление соотношения спроса и предложения при прочих равных условиях. Широкая публика может и не знать каких-то фундаментальных обстоятельств, но они неизбежно отразятся на цене. Те, кто знает заранее о том или ином важном событии на рынке, скорее всего, купят

или продадут акции до того, как эта информация повлияет на цену (Nison, 2001, р. 209). Когда происходит само событие, информация о нем, как правило, уже бывает учтена рынком.

Методика моделирования

Для изучения взаимосвязей рассматриваемых рядов рассмотрим их с точки зрения моделей векторной авторегрессии. Модели векторной авторегрессии получили распространение с 1996 г. вследствие их простоты и универсальности.

Определяемый вектор авторегрессии разбивает вариацию временных рядов на несколько взаимно независимых компонент в соответствии со следующей общей схемой. Если $y(t)$ — это вектор временного ряда размерностью $(k \times 1)$, то это записывается как:

$$\sum_{s=0}^m A_s y(t-s) = A(L)y(t) = e(t), \quad (1)$$

где L — лаговый оператор, s — принятая максимальная величина лага в системе, $e(t)$ — вектор ошибок, который имеет идентифицированную ковариационную матрицу и не коррелирует с $y(s)$ при $s < t$. Полагается, что A_0 — вектор свободных коэффициентов системы не обратим; это гарантирует, что уравнение (1) можно решить, т. е. система представленных уравнений должна быть либо идентифицирована, либо сверх идентифицирована. В этом случае можно представить, что

$$y(t) = \sum_{s=0}^{t-1} C_s e(t-s) + E_0 y(t), \quad (2)$$

где элементы C_s представлены как функция по s , известная как модель импульсных откликов (Leerer, Sims, Zha, 1996).

Функцию импульсных откликов можно описать следующим образом:

Для VAR(1) модель будет выглядеть как:

$$y_t = \Pi y_{t-1} + e_t, \quad (2.2)$$

где y и e — это векторы размерностью $p \times 1$. Для большего числа лагов идея построения аналогична.

Импульсный отклик это производная по отношению к шокам. Таким образом, импульсный отклик на горизонте h шоков экзогенных переменных на переменную j :

$$\frac{\partial y_{t+h}}{\partial e_{j,t}} = \frac{\partial}{\partial e_{j,t}} (\Pi y_{t+h-1} + e_{t+h-1}) = \dots = \frac{\partial}{\partial e_{j,t}} (\Pi^{h+1} y_t + \sum_{i=0}^h \Pi^i e_{t+h-i}). \quad (2.3)$$

Эта производная будет исключать все члены уравнения, кроме одного, а именно члена уравнения в сумме $\Pi^h e_j$, для которого мы получаем:

$$\frac{\partial y_{t+h}}{\partial e_{j,t}} = \frac{\partial}{\partial e_{j,t}} \left(\Pi^{h+1} y_t + \sum_{i=0}^h \Pi^i e_{t+h-i} \right) = \frac{\partial}{\partial e_{j,t}} \Pi^h e_j = \Pi^h e_j, \quad (2.4)$$

где e_j — j -я строка тождественной матрицы $p \times p$.

То есть импульсные отклики всех p переменных на горизонте h на шок переменной j есть j -й столбец Π^h . Если вместо этого взять производную по отношению

к матрице e^t , результатом будет матрица, которая является просто P^h , так как все векторы отбора, взятые вместе, дают единичную матрицу.

Для применения той или иной модели, прежде всего, необходимо понять, какими данными мы располагаем, так как обязательным условием построения модели VAR является стационарность всех рядов (Матвеев, 2010).

Наиболее частая ошибка как аналитиков, трейдеров и прочих специалистов заключается в том, что построение модели делается без предварительных проверок исходных рядов на пригодность для данной методики. Так что первым шагом данного анализа выступает проверка на стационарность. В данной статье проверка осуществлялась классическим способом нахождение единичных корней с помощью ADF теста (*Augmented Dickey-Fuller*). Расширенный тест Дики-Фуллера ADF представляет собой классический тест Дики-Фуллера с включением в оцениваемый полином разностей порядка p :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

где α — константа, β — коэффициент трендовой составляющей (Dickey, Fuller, 1979).

Принцип расширенного теста основывается на предположении о том, что исходный ряд может принимать вид авторегрессии не только первого порядка $AR(1)$, но и более высоких порядков $AR(2)$ и т. д. В случае с котировками финансовых бирж, всегда присутствует вероятность встретить тот или иной процесс авторегрессии.

Моделирование цен закрытия акций ПАО «Газпром»

С точки зрения графической оценки рис. 1 можно сделать вывод, что взаимосвязь между разными торговыми площадками присутствует. Для подтверждения данного вывода потребуется более глубокий статистический анализ временных рядов.

Прежде всего, стоит обратить на корреляцию. Матрица парных коэффициентов (табл. 1) корреляции показывает наличие тесных взаимосвязей между рядами. В табл. 1 и далее в тексте для цен закрытия акций ПАО «Газпром» будут использоваться аббревиатуры для московской бирже — $CpMICEX$, для Лондонской — $CpLSE$, для Франкфуртской — $CpFWR$.

Таблица 1

Матрица коэффициентов корреляции между котировками акций ПАО «Газпром»

	$CpLSE$	$CpFWR$	$CpMICEX$
$CpLSE$	1		
$CpFWR$	0,857169	1	
$CpMICEX$	0,958132	0,930952	1

На первый взгляд, связь очевидна. Однако рассмотрим подтверждение наличия взаимосвязей, а также, основываясь на методах векторной авторегрессии, численно опишем эти взаимосвязи, а также возможности дальнейшего прогнозирования.

В табл. 2 приведены значения ADF -теста и первых разностей для определения интегрированности ряда при необходимости. По полученным результатам ADF теста можно сделать вывод об отсутствии стационарности в уровнях рядов на

5%-ном уровне значимости. Также очевиден тот факт, что каждый из представленных рядов — интегрированный процесс первого порядка, т. е. $I(1)$.

Таблица 2

Результаты ADF теста

Ряд	ADF уровней (<i>prob.</i>)	ADF первых разностей (<i>prob.</i>)
CP_{LSE}	0,5542	$8,266059525395883e-37$
CP_{FWR}	0,0998	$2,020968518092816e-35$
CP_{MICEX}	0,2189	$1,176265453388026e-27$

Выяснилось, что порядок интегрированности у всех рядов одинаковый, что важно для построения модели векторной авторегрессии (VAR). По значениям теста ADF было определено, что ряды $I(1)$, по этой причине для построения VAR , исходные ряды были преобразованы в первые разности ($D(Cplse)$, $D(Cpfwr)$, $D(Cpmicex)$).

Одна из важнейших задач, которую необходимо решить для качественного анализа по VAR — это определения лагового порядка. С помощью *Eviews 8* можно определить лучший лаг по нескольким критериям. Результаты такого анализа приведены в табл. 3.

Таблица 3

Выбор оптимального лага для модели VAR

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-1383,511	NA	0,082216	6,015231	6,042130	6,025823
1	-1274,884	215,3689	0,053364	5,583010	5,690604	5,625375
2	-1226,555	95,18935	0,044994	5,412388	5,600677*	5,486525*
3	-1212,624	27,25740	0,044042	5,390995	5,659980	5,496906
4	-1202,357	19,95585*	0,043801*	5,385497*	5,735177	5,523181
5	-1198,457	7,529822	0,044783	5,407621	5,837997	5,577079
6	-1193,551	9,406405	0,045588	5,425385	5,936456	5,626616
7	-1191,605	3,707854	0,047008	5,455985	6,047751	5,688989
8	-1184,554	13,33635	0,047413	5,464442	6,136904	5,729220

Как видим, разные критерии подбирают разный порядок лагов. Так, критерии LR , FPE , AIC предлагают лаг $L = 4$, хотя критерии SC , HQ «советуют» выбрать лаг $L = 2$. На данном шаге выбор субъективен и можно придерживаться выбора, опираясь на любой из вышеперечисленных критериев.

Основываясь на большинстве критериев, был выбран лаг VAR , равный 4. Преимущество выбора большего количества лагов состоит, прежде всего в том, что мы можем рассмотреть больше зависимостей. В случае их отсутствия отбросить слабые переменные модели (Kuzmenko, Pankov, Smutka, 2017).

Результаты построения модели $VAR(4)$ следующие:

$$\begin{aligned}
 CP_{FWR} = & 0,316754573781 \times CP_{FWR}(-1) + 0,284392384149 \times \\
 & \times CP_{FWR}(-2) + 0,19819447684 \times CP_{FWR}(-3) + 0,109961827819 \times \\
 & \times CP_{FWR}(-4) + 0,214553393727 \times CP_{LSE}(-1) - 0,0417779019229 \times \\
 & \times CP_{LSE}(-2) - 0,15270566652 \times CP_{LSE}(-3) - 0,017213899603 \times
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \times CP_LSE(-4) + 0,0207800497585 \times CP_MICEX(-1) + 0,000798704992488 \times \\ & \times CP_MICEX(-2) - 0,00513872473644 \times CP_MICEX(-3) - 0,0134335924241 \times \\ & \times CP_MICEX(-4) + 0,574736912306 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} CP_LSE = & -0,127236850299 \times CP_FWR(-1) + 0,116923612323 \times \\ & \times CP_FWR(-2) - 0,0699111863573 \times CP_FWR(-3) + 0,00692557398086 \times \\ & \times CP_FWR(-4) + 0,877262289681 \times CP_LSE(-1) + 0,179148847492 \times \\ & \times CP_LSE(-2) - 0,130321088838 \times CP_LSE(-3) + 0,085443927948 \times \\ & \times CP_LSE(-4) + 0,0136818834467 \times CP_MICEX(-1) - 0,00802865432855 \times \\ & \times CP_MICEX(-2) + 0,00350395461371 \times CP_MICEX(-3) - 0,00840556041981 \times \\ & \times CP_MICEX(-4) + 0,751453952969 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} CP_MICEX = & -1,5020681632 \times CP_FWR(-1) + 2,0397465671 \times \\ & \times CP_FWR(-2) - 0,814241673683 \times CP_FWR(-3) + 0,133209173838 \times \\ & \times CP_FWR(-4) + 4,51464067717 \times CP_LSE(-1) - 0,803978039011 \times \\ & \times CP_LSE(-2) - 4,02272327397 \times CP_LSE(-3) + 0,796494979847 \times \\ & \times CP_LSE(-4) + 0,646419644156 \times CP_MICEX(-1) + 0,190807103125 \times \\ & \times CP_MICEX(-2) + 0,204934692303 \times CP_MICEX(-3) - 0,0990397662734 \times \\ & \times CP_MICEX(-4) + 7,94053971379 \quad (4) \end{aligned}$$

Как видно из системы уравнений (4), векторная авторегрессия помогает оценить множество зависимостей, включая как авторегрессионные, так и распределенные лаги. Оценка значимости всех параметров получена с помощью *Eviews*. Сведем в одну таблицу все коэффициенты полученной векторной авторегрессии, их стандартные ошибки, *t*-статистики и их значимости (табл. 4).

Таблица 4

Сводная таблица VAR(4)

	<i>Coefficient</i>	<i>Std.Error</i>	<i>t-Statistic</i>	<i>Prob.</i>
C(1)	-0,670469	0,061934	-10,82554	0,0000
C(2)	-0,390206	0,071193	-5,480996	0,0000
C(3)	-0,204107	0,068505	-2,979452	0,0029
C(4)	-0,185897	0,056234	-3,305800	0,0010
C(5)	0,235993	0,102386	2,304941	0,0213
C(6)	0,201281	0,111697	1,802027	0,0718
C(7)	0,072849	0,111113	0,655627	0,5122
C(8)	0,032917	0,100977	0,325989	0,7445
C(9)	0,019367	0,007773	2,491614	0,0128
C(10)	0,020322	0,008748	2,323171	0,0203
C(11)	0,012729	0,008718	1,460109	0,1445
C(12)	0,001809	0,007657	0,236207	0,8133
C(13)	-0,000672	0,014637	-0,045914	0,9634
C(14)	-0,101324	0,089386	-1,133560	0,2572
C(15)	0,029220	0,102748	0,284379	0,7762

C(16)	-0,047266	0,098869	-0,478064	0,6327
C(17)	-0,158426	0,081159	-1,952051	0,0511
C(18)	-0,124565	0,147768	-0,842977	0,3994
C(19)	0,026165	0,161207	0,162305	0,8711
C(20)	-0,127624	0,160364	-0,795840	0,4263
C(21)	-0,214115	0,145735	-1,469208	0,1420
C(22)	0,013752	0,011218	1,225849	0,2205
C(23)	0,008761	0,012625	0,693948	0,4878
C(24)	0,012332	0,012582	0,980091	0,3272
C(25)	0,015412	0,011050	1,394766	0,1633
C(26)	0,021038	0,021125	0,995882	0,3195
C(27)	-1,425395	1,187153	-1,200684	0,2301
C(28)	0,550650	1,364622	0,403518	0,6866
C(29)	-0,506651	1,313103	-0,385842	0,6997
C(30)	-1,953771	1,077886	-1,812595	0,0701
C(31)	4,039868	1,962531	2,058499	0,0397
C(32)	2,459026	2,141016	1,148533	0,2510
C(33)	-1,886604	2,129825	-0,885802	0,3759
C(34)	-3,143418	1,935529	-1,624061	0,1046
C(35)	-0,307028	0,148989	-2,060746	0,0395
C(36)	-0,035738	0,167675	-0,213138	0,8313
C(37)	0,185062	0,167108	1,107440	0,2683
C(38)	0,235639	0,146760	1,605609	0,1086
C(39)	0,231211	0,280571	0,824073	0,4100
<i>Determinant residual covariance</i>		0,037949		

Ниже представлены результаты каждого отдельного уравнения системы с использованием обозначений коэффициентов $c(1)$, $c(2)$ и т. д. Например, $c(1) = -0,670469$

$$\begin{aligned} \text{Equation: } D(\text{CP_FWR}) = & C(1) \times D(\text{CP_FWR}(-1)) + C(2) \times D(\text{CP_FWR}(-2)) + C(3) \times \\ & \times D(\text{CP_FWR}(-3)) + C(4) \times D(\text{CP_FWR}(-4)) + C(5) \times D(\text{CP_LSE}(-1)) + C(6) \times \\ & \times D(\text{CP_LSE}(-2)) + C(7) \times D(\text{CP_LSE}(-3)) + C(8) \times D(\text{CP_LSE}(-4)) + C(9) \times \\ & \times D(\text{CP_MICEX}(-1)) + C(10) \times D(\text{CP_MICEX}(-2)) + C(11) \times \\ & \times D(\text{CP_MICEX}(-3)) + C(12) \times D(\text{CP_MICEX}(-4)) + C(13) \end{aligned}$$

<i>R-squared</i>	0,289920	<i>Meandependentvar</i>	0,010323
<i>Adjusted R-squared</i>	0,271068	<i>S,D, dependentvar</i>	0,367554
<i>S,E, ofgression</i>	0,313808	<i>Akaikeinfocriterion</i>	0,547490
<i>Sumsquaredresid</i>	44,51099	<i>Schwarzriterion</i>	0,663289
<i>Loglikelihood</i>	-114,2914	<i>Hannan-Quinnriter,</i>	0,593068
<i>F-statistic</i>	15,37899	<i>Durbin-Watsonstat</i>	2,008546
<i>Prob(F-statistic)</i>	0,000000		

Кроме того, было построено уравнение для зависимой переменной $D(\text{CP_LSE})$, которое отражает влияние как собственных прошлых значений цен закрытия акций на Лондонской бирже, так и результаты торгов на Франкфуртской и Московской биржах:

$$\begin{aligned} \text{Equation: } D(CP_LSE) = & C(14) \times D(CP_FWR(-1)) + C(15) \times D(CP_FWR(-2)) + \\ & + C(16) \times D(CP_FWR(-3)) + C(17) \times D(CP_FWR(-4)) + C(18) \times \\ & \times D(CP_LSE(-1)) + C(19) \times D(CP_LSE(-2)) + C(20) \times \\ & \times D(CP_LSE(-3)) + C(21) \times D(CP_LSE(-4)) + C(22) \times D(CP_MICEX(-1)) + \\ & + C(23) \times D(CP_MICEX(-2)) + C(24) \times D(CP_MICEX(-3)) + C(25) \times \\ & \times D(CP_MICEX(-4)) + C(26) \end{aligned}$$

Observations: 465

<i>R-squared</i>	0,043304	<i>Meandependentvar</i>	0,021505
<i>Adjusted R-squared</i>	0,017905	<i>S,D, dependentvar</i>	0,457013
<i>S.E. of regression</i>	0,452903	<i>Sumsquaredresid</i>	92,71465
<i>Durbin-Watsonstat</i>	1,986125		

Ниже приведено уравнение, описывающее цены закрытия акций компании ПАО «Газпром» на Московской бирже:

$$\begin{aligned} \text{Equation: } D(CP_MICEX) = & C(27) \times D(CP_FWR(-1)) + C(28) \times D(CP_FWR(-2)) + \\ & + C(29) \times D(CP_FWR(-3)) + C(30) \times D(CP_FWR(-4)) + C(31) \times D(CP_LSE(-1)) + \\ & + C(32) \times D(CP_LSE(2)) + C(33) \times D(CP_LSE(3)) + C(34) \times D(CP_LSE(4)) + \\ & + C(35) \times D(CP_MICEX(-1)) + C(36) \times D(CP_MICEX(-2)) + C(37) \times \\ & \times D(CP_MICEX(-3)) + C(38) \times D(CP_MICEX(-4)) + C(39) \end{aligned}$$

Observations: 465

<i>R-squared</i>	0,065051	<i>Meandependentvar</i>	0,245441
<i>Adjusted R-squared</i>	0,040230	<i>S,D, dependentvar</i>	6,139854
<i>S.E. of regression</i>	6,015085	<i>Sumsquaredresid</i>	16353,92
<i>Durbin-Watsonstat</i>	1,984786		

Полученные результаты позволяют исключить все незначимые коэффициенты, и рассмотреть каждое уравнение системы отдельно. Интерпретация результатов модели при этом аналогична интерпретации оценок параметров регрессии методом наименьших квадратов.

В данной работе в качестве основной зависимой переменной выступает цена закрытия Франкфуртской биржи, по причине самого позднего закрытия торгов, в 22.00 по московскому времени. Предполагается, что все прошлые импульсы в большей степени влияют на цену закрытия торгов той биржи, которая закрывается позже других, т. е. Лондонской и Московской. Отправной точкой, прежде всего, считается значимость модели в целом, которая определяется с помощью *F*-статистики. Так как $Prob(F\text{-statistic}) = 0,000000$, то модель для $D(CP_FWR)$ можно считать значимой.

Исходя из этого, будем рассматривать лишь модель с зависимой переменной $D(CP_FWR)$. Прочие модели можно оценить аналогичным образом, если в этом будет необходимость.

Для оценки качества построенной модели был применен тест Бреуша-Годфри на автокорреляцию, который подтвердил отсутствие серийной корреляции. Для определения гетероскедастичности использовался тест Бреуша-Пагана-Годфри, подтвердивший отсутствие гетероскедастичности. Также были проведен тест на нормальность распределения остатков с помощью статистики Жака-Бера (см. рис. 2).

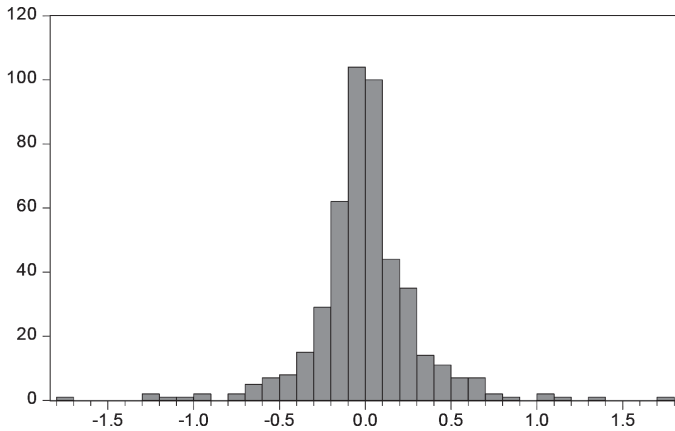


Рис. 2. Распределение остатков модели $D(CP_FWR)$

Все результаты удовлетворительные, следовательно, данную модель можно использовать.

Результаты функции импульсных откликов для $VAR(4)$

Преимущество использования VAR заключается также в полезной функции *Impulseresponse*, о которой упоминалось в начале статьи. Фактически данная процедура помогает определить, что будет происходить с зависимой переменной, при некотором шоке в размере одного стандартного отклонения независимой переменной. Лучше всего эта процедура объясняется графически. На рис. 3 изображено, каким образом поведет себя ряд закрытия цен на Франкфуртской бирже, если включить в этот ряд шок в размере одного стандартного отклонения. По графику можно сделать вывод, что к восьмой торговой сессии импульс затихает.

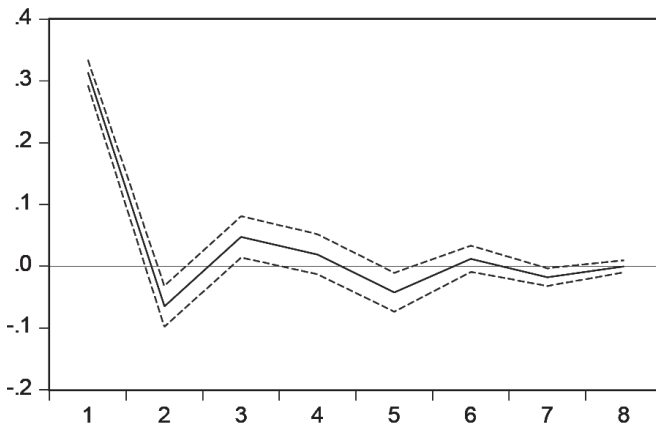


Рис. 3. Функция импульсных откликов для $D(CP_FWR)$ в зависимости от $D(CP_FWR)$

Это говорит об отсутствии долгосрочных отношений между ценой закрытия торгов Франкфуртской биржи и ее авторегрессионной функции. Также по графику можно сказать, что один положительный шок на данный ряд может привести как к положительным изменениям, т. е. росту, так и падению показателя в зависимости от периода. Например, одно стандартное отклонение в ряде торгов акций ПАО «Газпром» на Франкфуртской бирже приводит к одному положительному

стандартному отклонению в данном ряде. На момент второй торговой сессии отклик принимает отрицательное значение. Далее, на момент третьей и четвертой торговых сессий отклик принимает положительное значение, к пятой сессии — вновь появляется отрицательное значение и затем отклик затухает.

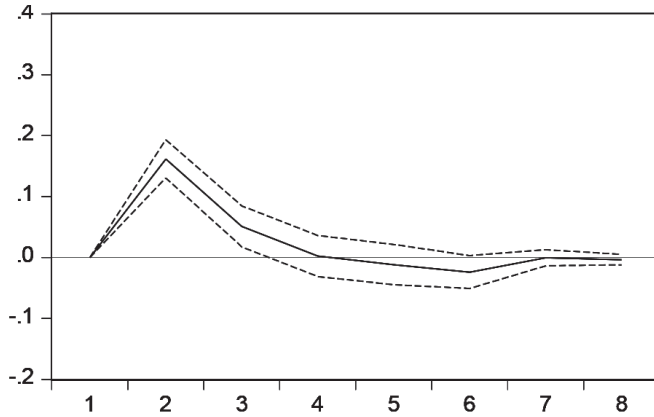


Рис. 4. Функция импульсных откликов для $D(CP_FWR)$ в зависимости от $D(CP_LSE)$

Если включить один положительный шок в ряд закрытия цен Лондонской биржи (рис. 4), то можно увидеть рост показателя цен закрытия на Франкфуртской бирже на второй торговой сессии.

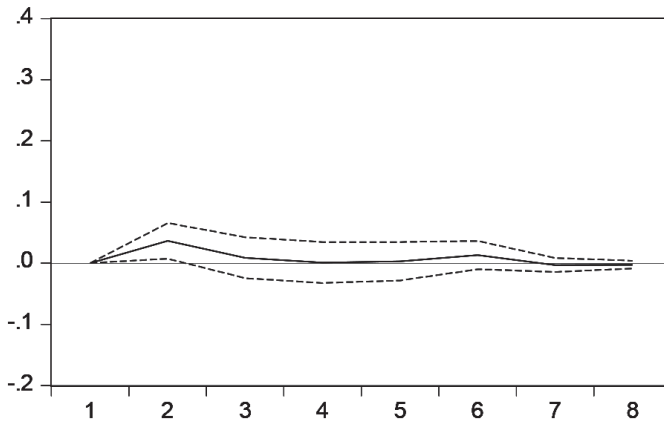


Рис. 5. Функция импульсных откликов для $D(CP_FWR)$ в зависимости от $D(CP_MICEX)$

При этом пятая и шестая торговые сессии будут отрицательны для акций на Франкфуртской бирже.

При импульсе в размере одного стандартного отклонения в ряд закрытия цен акций на Московской бирже (рис. 5) можно наблюдать исключительно положительные отклики в ряде цен закрытия акции компании «Газпром» на Франкфуртской бирже. Причем максимальный отклик будет приходиться на вторую торговую сессию и со временем затухает.

Анализ взаимосвязей подтвердил их наличие. Была построена модель векторной авторегрессии, с помощью которой проводилось изучение взаимосвязей как текущих и прошлых показателей цен закрытия акций ПАО «Газпром» на Франкфуртской бирже, так и показателей Лондонской и Московской бирж.

Сфера применения

В результате можно сделать вывод о том, что методика векторной авторегрессии помогает аналитику рассматривать не только отдельные уравнения, но системы уравнений, в которых учитывается множество факторов. При этом нет строгого обязательства рассматривать всю систему целиком и есть возможность использовать одно из независимых уравнений системы. Данные расчеты целесообразно проводить, используя программное обеспечение *Eviews Gretl*. Аналитикам и практикам векторная авторегрессия необходима для анализа постоянного изменения не одного рынка, а нескольких, рассматривая каждый из них как эндогенный, что, в свою очередь, помогает проводить многомерный анализ. При выполнении всех условий построения модели векторной авторегрессии можно рассматривать и очень важную функцию импульсных откликов, с помощью которой возможны прогнозы будущих изменений, при импульсах в независимых переменных.

Также методику векторной авторегрессии можно использовать для изучения длительных взаимосвязей нестационарных рядов. При этом строится функция коррекции ошибок, анализ которой требует более широкого набора методик.

Заключение

Анализ взаимосвязей котировок компании ПАО «Газпром» на различных торговых площадках показал, что взаимосвязь действительно присутствует. Особую роль в анализе сыграла функция импульсного отклика, определившая не только возможное влияние одних бирж на другие, но и характер связи. Ввиду сложности процессов, протекающих на финансовых рынках и многогранности инструментов, которые используются игроками, применение простых моделей не даст должных результатов. Поэтому возникает необходимость в поиске более сложных моделей. В данном исследовании рассмотрено применение методики векторной авторегрессии. Векторная авторегрессия позволяет составить систему уравнений для нескольких финансовых бирж за выбранный промежуток времени. Это значительно упрощает анализ возможной арбитражной прибыли, так как рассматриваются зависимости всех бирж за все выбранные лаги на резульативный признак. В представленном практическом примере был сделан выбор в пользу модели векторной авторегрессии по итогам теста Йохансена на наличие коинтеграционных векторов. Функция импульсных откликов также подчеркивает, что характер связи носит скорее краткосрочный характер. Особое внимание стоит обратить на результаты торгов акций рассматриваемой компании на Франкфуртской бирже, как на наиболее зависимой от результатов торгов Московской и Лондонской бирж. Полученные результаты демонстрируют максимальную эффективность работы модели векторной авторегрессии при краткосрочной перспективе. Так, изменения на Московской и Лондонской биржах ведут к краткосрочным скачкам курса акции ПАО «Газпром» на Франкфуртской бирже. Можно предположить, что данная методология допустима для прогнозирования и анализа рынков и дальнейшего принятия решения при сделках финансового арбитража. Интересной особенностью финансового арбитража, который довольно популярен в сделках на финансовых рынках, является не только возможность анализа общих тенденций и взаимосвязей, но и психологические аспекты воздействия на игроков рынка глобальных политических решений. Учитывая данные факторы можно сделать вывод, что регулярное построение актуализированных моделей может значительно снизить риск при арбитражных сделках.

Источники

Акции ПАО Газпром. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gazprom.ru/investors/stock/>
Коршунов О. Ю., Кащеева Е. А. Подразумеваемая ставка без риска на российском фьючерсном рынке // *Финансы и бизнес*. 2016. № 1. С. 89–102.

Матвеев М. Г. Параметрическая идентификация моделей векторной авторегрессии // *Современная экономика: проблемы и решения*. 2010. № 5. С. 133–142.

Dickey D. A., Fuller W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root // *Journal of the American Statistical Association*. 1979. Vol. 74. P. 427–431.

Kuzmenko E., Pankov M., Smutka L. The Success of Economic Policies in Russia: Dependence on Crude Oil vs. Export Diversification // *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*. 2017. Vol. 65. N 1. P. 299–310.

Leeper E., Sims C., Zha T. What Does Monetary Policy Do? // *Brookings Papers on Economic Activity*. 1996. Vol. 2. P. 1–63.

Nison S. *Japanese Candlestick Charting Techniques: A Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the Far East*. 2nd ed. N. Y., 2001.

References

Akcii PAO Gazprom [Shares of PJSC Gazprom]. Available at: <http://www.gazprom.ru/investors/stock/>. (In Russian)

Dickey D. A., Fuller W. A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 1979, vol. 74, pp. 427–431.

Korshunov O. Yu., Kashcheeva E. A. Podrazumevaemaya stavka bez riska na rossijskom fyuchersnom rynke [Implied rate without risk in the Russian futures market]. *Finansy i biznes [Finance and business]*, 2016, N 1, pp. 89–102. (In Russian)

Kuzmenko E., Pankov M., Smutka L. The Success of Economic Policies in Russia: Dependence on Crude Oil vs. Export Diversification. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, 2017, vol. 65, N 1, pp. 299–310.

Leeper E., Sims C., Zha T. What Does Monetary Policy Do? *Brookings Papers on Economic Activity*, 1996, vol. 2, pp. 1–63.

Matveev M. G. Parametricheskaya identifikaciya modelej vektornoj avtoregressii [Parametric identification of models of vector autoregression]. *Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya [Modern economy: problems and solutions]*, 2010, N 5, pp. 133–142. (In Russian)

Nison S. *Japanese Candlestick Charting Techniques: A Contemporary Guide to the Ancient Investment Techniques of the Far East*. 2nd ed. New York, 2001.