

Е. В. Владимиров

выпускник магистратуры Европейского университета в Санкт-Петербурге

СИСТЕМНЫЙ РИСК РОССИЙСКОЙ ЭКОНОМИКИ

Введение

Мировой финансовый кризис 2008 г. подчеркнул необходимость более глубокого понимания рисков в целом. В частности, одним из ключевых вопросов, как для экономической теории, так и для регулятора, стала проблема моделирования системного риска. Под системным риском часто понимают риск, при котором неплатежеспособность по своим обязательствам одного участника рынка приводит к финансовым трудностям других участников. Наиболее ярким примером системного риска является банкротство 15 сентября 2008 г. Lehman Brothers — одного из наиболее крупных инвестиционных банков США, которое привело к проблемам функционирования всей финансовой системы и вызвало негативный эффект в развитии экономики.

Основными каналами распространения системного риска являются неявные связи между различными институтами, поэтому при моделировании этого риска важно рассматривать финансовый рынок и экономику в целом как единую систему и принимать во внимание структуру этих связей.

Основная идея работ в области системного риска является построение мер, способствующих поиску наиболее системно важных институтов (так называемых «Significantly Important Financial Institutions» и «too big to fail») с целью проведения соответствующих политик. Существуют несколько подходов моделирования системного риска, среди которых часто выделяют SRISK (Brownlees, Engle, 2016) и CoVaR (Adrian, Brunnermeier, 2016), которые измеряют падение капитализации фирмы совместно с падением рынка, а также показатель Debt Rank (Battiston et al., 2012), который определяет системно важные институты, как наиболее центральные узлы в графе связей компаний.

До недавнего времени считалось, что за счет большого количества взаимосвязей на рынке шоки одного игрока на рынке оказывают незначительный эффект для всей экономики, т. е. эти шоки быстро затухают внутри системы в силу полной связности агентов. Однако, как показывает опыт последнего мирового кризиса, это далеко не всегда так. В работах (Acemoglu et al., 2012) и (Carvahlo, 2014) подчеркивается важность структуры связей и то, что некоторые типы структуры связей могут в противоположность усиливать риски для всей системы от негативных шоков некоторых институтов. Иными словами, агенты оказывают непропорциональный эффект на флуктуации рынка в силу разного количества связей, а значит шоки некоторых из них могут приводить к большим негативным последствиям для экономики в целом, чем шоки других.

С целью учета структуры связей при моделировании системного риска широкое применение получила теория сетей (см., например, Battiston et al., 2012; Anufriev, Panchenko, 2015; Barigozzi, Brownlees, 2015). Использование графов связей позволяет не только визуализировать найденные отношения между институтами, но также проводить анализ структуры этих связей.

Целью данной работы является моделирование системного риска на межотраслевом уровне российского рынка и анализ чувствительности российской экономики к рассматриваемому риску. Для достижения этой цели используются аппараты теории сетей и финансовой эконометрики.

Моделирование связей

Одним из широко используемых подходов выявления зависимостей между компаниями и секторами является поиск связей между доходностями акций этих компаний или отраслевых индексов соответственно (см., например, Diebold, Yilmaz, 2014; Anufriev, Panchenko, 2015; Barigozzi, Brownlees, 2015). Идея заключается в том, что компании, в особенности наиболее крупные из них, тратят огромное количество ресурсов на управление своим бизнесом. Кроме этого, анализом рынка и действиями компаний занимаются профессиональные инвесторы. Таким образом, все действия компаний, а также влияние на них различных внешних факторов отражаются на стоимости акций компаний через поведения инвесторов. Поскольку отраслевые индексы состоят из стоимости акций компаний соответствующего сектора, то они также отражают поведение и реакции компаний внутри одного сектора. Именно поэтому в качестве аппроксимации связей между фирмами и секторами могут быть использованы доходности их акций и индексов соответственно.

Объектом данной работы являются доходности отраслевых индексов ММВБ в период с начала 2010 г. по конец марта 2017 г. Каждый отраслевой индекс является композитным, т. е. включает в себя стоимости акций наиболее крупных компаний соответствующего сектора, взвешенные по рыночной капитализации. Список отраслевых индексов, их тикеров на бирже, а также количество компаний, входящих в базу расчета каждого индекса приведены в табл. 1. Далее все рассуждения и вычисления делаются для доходностей этих индексов, т. е. разности логарифмов величин соответствующих индексов.

Таблица 1

Отраслевые индексы ММВБ

Отрасль	Тикер на бирже	Код	Компаний в расчете индекса
Нефтегазовая	<i>MICEXOG</i>	<i>O&G</i>	12
Потребительская	<i>MICEXCGS</i>	<i>CGS</i>	8
Химическая и нефтехимическая	<i>MICEXCHM</i>	<i>CHM</i>	6
Металлургическая и горнодобывающая	<i>MICEXMM</i>	<i>M&M</i>	20
Машиностроительная	<i>MICEXMNF</i>	<i>MNF</i>	5
Телекоммуникационная	<i>MICEXTLC</i>	<i>TLC</i>	6
Энергетическая	<i>MICEXPWR</i>	<i>PWR</i>	23
Финансово-банковская	<i>MICXFNL</i>	<i>FNL</i>	9
Транспортная	<i>MICEXTRN</i>	<i>TRN</i>	5

Источник: сайт Московской биржи (<http://www.moex.com/a3963>).

Для доходностей отраслевых индексов, как и для множества других финансовых данных, характерно наличие ARCH-эффекта – нелинейной автокорреляционной зависимости в данных – о чем свидетельствуют соответствующие тесты в данном конкретном случае. Не менее важным вопросом с точки зрения взаимосвязей доходностей является связь их волатильностей, поскольку они часто выступают в качестве меры измерения рисков в системе. К примеру, в работе (Diebold, Yilmaz,

2014) отмечается, что зависимость волатильности может быть трактована как взаимосвязь «страхов» инвесторов. Для моделирования этих стилизованных фактов в данной работе используются модели обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности – GARCH модели. Более того, некоторые спецификации GARCH моделей позволяют оценить не только постоянную величину зависимости между переменными, но также определить их динамику. В данной работе рассматриваются две модели, одна из которых определяет постоянную величину связей – модель с постоянной условной корреляцией CCC-GARCH Боллерслева (Bollerslev, 1990), а вторая – их динамику – скорректированная модель с динамической условной корреляцией с DCC-GARCH (Aielli, 2013). Преимуществом этих моделей является оценка в явном виде корреляции между рядами, а также использование меньшего количества параметров, чем, к примеру, в модели BEKK-GARCH, которая также является одной из популярных разновидностей GARCH моделей.

В общем виде оцениваемая модель выглядит следующим образом:

$$r_t = \mu_1 + \beta r_{t-1} + \mu_2 Dummy_t + v_t \quad (1)$$

$$v_t = H_t^{1/2} u_t$$

$$h_{i,t} = \gamma_i + w_i Dummy_{t-1} + a_i v_{i,t}^2 + b_i h_{i,t-1}, \quad (2)$$

где уравнение условного среднего (1) представляет собой VAR (1) модель с фиктивной переменной, соответствующей совместным выбросам, а уравнение (2) является уравнением условной дисперсии. Здесь r_t – вектор доходностей отраслевых индексов, $Dummy_t$ – фиктивная переменная совместных шоков, v_t – ошибки модели условного среднего, а u_t – стандартизированные ошибки такие, что $E(u_t) = \Theta_k$ и $Var(u_t) = I_k$, где Θ_k , I_k – нулевая и единичная матрицы порядка k . В уравнении условной дисперсии матрица H_t – диагональная, элементами которой являются величины волатильности $h_{i,t}$.

В случае модели CCC-GARCH постоянная матрица корреляции вычисляется как корреляция между стандартизированными ошибками u_t , т. е. $R_t = corr(u_t)$. Очевидным недостатком данной модели является предположение о постоянстве взаимосвязей, поэтому также рассматривается спецификация, где это предположение опускается.

В случае динамической модели матрица корреляций R_t вычисляется как:

$$R_t = P_t Q_t P_t, \quad (3)$$

где матрицы P_t , Q_t задаются следующим образом:

$$P_t = diag(Q_t)^{-1/2}$$

$$Q_{t+1} = (1 - \delta_1 - \delta_2) S + \delta_1 u_t^* u_t^{*'} + \delta_2 Q_t. \quad (4)$$

Здесь δ_1 , δ_2 – оцениваемые параметры модели, $u_t^* = diag(Q_t)^{1/2} u_t$ – скорректированные стандартизированные ошибки, где $diag(Q_t)$ – вектор диагональных элементов матрицы (Q_t) . Матрица S – ковариационная матрица скорректированных стандартизированных ошибок. Матрицы Q_t оцениваются итеративно с начальным значением $Q_1 = S$. Этот подход, названный Энглom корреляционным таргетированием (Engle, 2002), позволяет сократить число оцениваемых параметров в модели. Динамика волатильности, как и динамика корреляции, оценивается с помощью метода максимального правдоподобия.

Таким образом, аппарат финансовой эконометрики позволяет оценить связи в виде корреляционных матриц между отраслевыми индексами РФ. Безусловно,

можно провести анализ связей между секторами на основе полученных коэффициентов корреляций, однако данный подход не всегда удобен в особенности при большом количестве рассматриваемых рядов. Так, при наличии лишь 9 рядов, необходимо исследовать отдельно 36 пар взаимосвязей. Более удобным представляется анализ графа связей этих отраслей.

Построение графа связей

Связи между отраслями могут быть визуализированы с помощью графа $G = (V, E)$, в котором множество узлов $V = \{1, \dots, k\}$ представляет собой множество рассматриваемых отраслей, а множество ребер $E = V \times V$ содержит информацию об их связях. При этом каждой вершине в таком графе соответствует временной ряд доходностей этих секторов $X = (X_1, \dots, X_k)$. В данной работе будет построен неориентированный взвешенный граф, т. е. если сектор i связан с сектором j , то и j связан с i , и при этом каждому ребру поставлен в соответствии ненулевой вес $w_{i,j}$, характеризующий силу их взаимодействия. Для построения подобного графа связей используется подход, называемый графической моделью Гаусса (Gaussian Graphical Model, далее GGM). Данная модель широко используется в биометрике (см., напр., Krumsiek et al., 2011), и лишь начинает набирать популярность в финансовой и экономической литературе (Anufriev, Panchenko, 2015; Bariggozi, Brownlees, 2016; Eratalay, Vladimirov, 2017). Теоретические аспекты и обоснование модели могут быть найдены в работах (Buhlmann, Van DeGeer, 2011) и (Hastie et al., 2009).

GGM позволяет построить неориентированный взвешенный граф $G = (V, E)$, для которого выполняется свойство: если вершины i и j условно зависимы, то пара $(i, j) \in E$ и, соответственно, при их условной независимости $(i, j) \notin E$. Для определения условной независимости в GGM используется коэффициент частной корреляции. Частная корреляция $\rho_{i,j|}$ между узлами i и j , т. е. между случайными переменными X_i и X_j многомерного вектора X , показывает их линейную взаимную зависимость, «очищенную» от влияния других компонент вектора X . Идея состоит в том, что высокий коэффициент обычной корреляции между двумя переменными может быть вызван сильной зависимостью обеих переменных с третьей по отдельности, в то время как фактическая зависимость между первоначальными переменными может вовсе отсутствовать. Таким образом, исключая влияние третьих переменных, можно определить условную зависимость между двумя узлами. Два узла графа связаны, т. е. $(i, j) \in E$, тогда и только тогда, когда они условно независимы, т. е. когда коэффициент частной корреляции $\rho_{i,j|}$ равен нулю.

В то время как ковариационная матрица содержит информацию о корреляции между компонентами многомерного вектора, коэффициент частной корреляции может быть найден из компонент обратной ковариационной матрицы:

$$\rho_{i,j|} = -\frac{k_{i,j}}{\sqrt{k_{i,i}k_{j,j}}},$$

где $k_{i,j}$ — это ij -й элемент обратной ковариационной матрицы $K = \Omega^{-1}$ многомерного вектора $X = (X_1, \dots, X_k)$. В матричной форме данное равенство может быть записано в следующем виде:

$$P = -D_K^{-1/2} K D_K^{-1/2}, \quad (5)$$

где D_K — квадратная диагональная матрица, состоящая из диагональных элементов матрицы $K = \Omega^{-1}$. Заметим, что последнее равенство выполняется также и

для $K = R^{-1}$ (более детально см.: Anufriev, Panchenko, 2015; Eratalay, Vladimirov, 2017). Иными словами, матрица частных корреляций P может быть получена как из обратной матрицы корреляций, так и из обратной ковариационной матрицы.

Другой часто используемый способ репрезентации графа – использование матрицы смежности. Матрица смежности A – квадратная матрица, ненулевые элементы которой показывают наличие связи между соответствующими переменными. Для взвешенного неориентированного графа матрица смежности является симметричной матрицей, элементами которой являются веса ребер. В случае GGM этими элементами являются коэффициенты частных корреляций, а диагональ является нулевой, т. е. $\rho_{i,j}$ является ij -м элементом матрицы A . В матричной форме имеем:

$$A = I + P = I - D_K^{-1/2} K D_K^{-1/2}, \quad (6)$$

где I – единичная матрица, K – обратная ковариационная или корреляционная матрица. Использование матрицы смежности позволяет не только визуализировать граф связей, но также провести анализ этого графа с помощью аппарата линейной алгебры.

Применительно к финансовому рынку граф связей между компаниями или секторами, построенный с помощью GGM на основе их рыночных доходностей, отображает картину совместного движения рынка в целом. В частности, коэффициент частной корреляции между парой секторов характеризует совместное движение доходностей их акций (в англ. литературе часто употребляется термин *co-movements*), «очищенное» от влияния других секторов. Стоит отметить, что частная корреляция, как и коэффициент обычной корреляции, показывает лишь взаимную зависимость между переменными, не указывая при этом на их направление. Иными словами, касательно сконструированного по GGM графа нельзя утверждать, что негативные экстерналии в одном секторе вызовут негативные последствия в другом. Тем не менее положительная частная корреляция между секторами (т. е. наличие ребра в графе связей) обусловлена одной из трех возможных причин: а) один сектор оказывает влияние на другой, б) наоборот, второй сектор влияет на первый, или в) оба сектора подвержены одинаковому влиянию какого-то внешнего фактора. Примером последнего случая могут служить различные макрофакторы, такие как мировая финансовая стабильность. Иными словами, если наблюдается негативный шок в одном из секторов, то можно предположить, что этот же шок будет наблюдаться и в связанных с ним секторах по одной из описанных выше причин.

Таким образом, оценив с помощью инструмента финансовой эконометрики взаимосвязи между секторами в виде корреляционной матрицы, можно вычислить матрицу частной корреляции P и соответствующую матрицу смежности A , с помощью которой визуализируется граф. Поскольку в данной работе используются две спецификации GARCH-моделей, то в результате имеем статический и динамический графы связей отраслей российской экономики.

Основные характеристики графа

Прежде чем перейти к описанию результатов, рассмотрим используемые характеристики для графов в целом. Одним из преимуществ использования теории сетей является возможность провести анализ построенного графа, посредством которого можно получить не только количественные характеристики связей в целом, но также и меры каждой вершины.

Существуют различные микро- и макропоказатели, которые могут быть использованы при анализе графов. Основной микрохарактеристикой, используемой в

анализе связей на финансовом рынке, является мера центральности узлов. Данный показатель важен в первую очередь для определения наиболее значимых секторов/фирм с точки зрения системного риска. Общая идея различных мер центральностей узлов заключается в том, что чем она больше, тем более «опасным» является этот узел для всей системы, если он будет подвержен негативным экстерналиям. Иными словами, более центральные игроки имеют больше каналов связей с другими участниками рынка, а значит, риски от них могут распространяться быстрее на всю систему и с большим ущербом для всего рынка.

Базовой мерой центральности является *центральность по степени* (degree centrality). Для невзвешенного графа эта мера показывает количество ребер каждого узла. В случае с взвешенным графом центральность по степени узла вычисляется как сумма весов имеющихся связей. Формально, применительно к матрице смежности, центральность по степени является суммой строк или столбцов этой матрицы:

$$DC = \sum_{j=1}^n a_{ij},$$

где a_{ij} – ij -й элемент матрицы A . С точки зрения системного риска, центральность по степени показывает возможные негативные последствия на прямых соседей от шока в одном секторе. Соответственно, чем выше это значение, тем больший возможный ущерб может быть нанесен соседям от игрока, испытывающего внешние шоки.

Другой широко распространенной мерой центральности является *центральность по собственному вектору* (eigen vector centrality). Идея этого показателя заключается в том, что он измеряет центральность вершины на основе центральностей его соседей: узел более централен, чем более центральны его соседи. Рассмотрим более формально идею этой меры. Пусть C^e – вектор центральности всех узлов графа, т. е. $C^e(i)$ – показатель центральности вершины i . Центральность каждого узла пропорциональна центральностям его соседей, т. е.

$$\lambda C^e(i) = \sum_{j=1}^n w_{ij} C^e(j),$$

где λ – некая константа. В матричной форме данное условие может быть записано в виде

$$\lambda C^e = AC^e.$$

Не сложно заметить, что последнее равенство выполняется, когда λ является собственным числом матрицы смежности A и C^e является соответствующим ему собственным вектором. Стандартным подходом является использование в качестве меры центральности собственный вектор, соответствующий максимальному по модулю собственному числу (см. для деталей Jackson, 2008; Bonacich, 1987).

Как отмечалось во введении, основная задача данной работы – поиск количественной величины, которая характеризует системный риск российской экономики. Данная мера может быть найдена с помощью еще одного показателя центральности – *бета-центральности* (в англ. литературе употребляются термины beta-centrality или Bonacich centrality). Рассмотрим идею этого показателя: предположим, первый из всех секторов испытывает негативный шок величиной 1, при этом другие сектора этому шоку напрямую не подвержены. Математически воздействие этого шока на всю систему может быть записано в виде вектора

$e = (1, 0, \dots, 0)^T$. На следующих этапах этот шок будет распространяться по системе через каналы связи между секторами. В первую очередь этот шок будет наблюдаться на ближайших соседей «инфицированного» сектора, поэтому возможный негативный эффект на них может быть записан в виде Ae . Здесь стоит подчеркнуть употребление слова «возможный», поскольку для графа частных корреляций причинно-следственные связи не известны. Тем не менее наличие связи между вершинами в виде коэффициента частной корреляции указывает на то, что соседи «инфицированного» либо уже «заражены» (т. е. шок на этот узел не являлся первичным), либо будут вследствие распространения риска или одинакового отношения к внешнему шоку. На следующем этапе соседи соседей также почувствуют часть этого шока на себе по той же причине, что может быть записано как A^2e . Продолжая идею возможного распространения шока внутри системы, можно получить эффект k -го порядка: $A^k e$. Суммарный возможный эффект на каждого игрока вследствие сетевого эффекта в системе, вызванного внешним шоком на первый сектор, может быть записан как

$$e + Ae + A^2e + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} A^k e = (I - A)^{-1} e = Te. \quad (7)$$

Просуммировав элементы полученного вектора, получим количественную характеристику общего возможного эффекта на всю систему от негативного шока в первой отрасли. Эта сумма является частным случаем показателя бета-центральности для первого сектора за вычетом самой величины шока. Стоит заметить, что равенство (7) выполняется при условии, что все собственные числа матрицы смежности A лежат внутри единичного круга. В случае если некоторые собственные числа оказываются вне единичного круга, процесс распространения шока не угасает, а значит, с точки зрения системного риска может привести к коллапсу всей системы, т. е. в такие моменты система является наиболее неустойчивой к воздействию внешних шоков.

В общем случае, бета-центральность определена следующим образом:

$$C^B(\beta) = \sum_{k=0}^{\infty} \beta^{k-1} A^k 1 = (I - \beta A)^{-1} A \cdot 1.$$

Для того чтобы показатель бета-центральности представлял собой сумму возможного эффекта всех порядков на систему от шока в конкретном узле, в расчетах используется показатель с коэффициентом $\beta = 1$. Таким образом, вектор $C^B(1)$ показывает бета-центральность каждого узла в системе, которая в свою очередь характеризует возможный кумулятивный урон на всю систему вследствие шока в этом узле.

Поскольку в данной работе в результате использования соответствующей эконометрической модели можно оценить не только статический, граф, но и динамический граф, представляется целесообразным описать возможность анализа в случае непостоянства связей. Безусловно, можно также проводить анализ динамического графа в каждый момент времени, однако это не всегда эффективно, а при большом количестве узлов становится многозатратной задачей. По этим причинам удобно рассмотрение динамики макрохарактеристик графов, к которым, среди прочего, часто относят число ребер, диаметр, среднюю длину пути (см. для деталей Jackson, 2008). Все последние три характеристики показывают степень связности графа и являются взаимосвязанными. В качестве макропоказателя, характеризующего меру связности графа в целом, для взвешенного неориентированного графа может выступать также и сумма элементов его матрицы смежности. Чем выше этот показатель, тем сильнее связаны узлы между

собой, а значит, шоки внутри такой системы могут распространяться с большей скоростью. Однако стоит заметить, что это действительно так лишь при положительности всех связей. В случае наличия отрицательных связей в графе интерпретация этого показателя искажается, так как из суммы положительных связей вычитается сумма отрицательных. По этой причине в данной работе рассматриваются динамика суммы положительных связей вместе с динамикой суммы модулей этих связей.

Основным показателем в данной работе выступает сумма бета-центральностей узлов графа, называемая далее в работе *индексом уязвимости*, поскольку он характеризует уязвимость системы к распространению шоков внутри нее, принимая во внимание структуру связей отраслей. Иными словами, чем выше этот показатель, тем более чувствительна рассматриваемая система к системному риску, т. е. негативные последствия для всей системы в среднем более высокие. Индекс уязвимости представляет наибольший интерес в данной работе, поскольку применительно к отраслевым данным он характеризует уязвимость всей российской экономики к системному риску, а значит, может быть использован как один из макропоказателей экономики.

Стоит заметить, что для расчета этого индекса необходимо выполнение ограничения на собственные числа матрицы смежности, т. е. они должны быть по модулю меньше единицы. Нарушение этого свойства также является индикатором отношения системы к распространению в ней шоков. Моменты времени, в которые некоторые собственные числа лежат вне единичного круга, могут быть отмечены как наиболее нестабильные периоды, так как распространение шоков в этот момент в системе будет происходить бесконечно долго с увеличивающейся величиной шоков. Так, в работе (Nakan, Vladimirov, 2017) нестабильные периоды (с точки зрения величины собственных чисел) совпали с промежутками времени, когда экономика РФ испытывала наибольшие трудности.

Результаты

Как было описано выше, использование эконометрической модели дает оценку корреляционных матриц, на основе которых могут быть вычислены матрицы частных корреляций P и матрицы смежности A . Использование двух спецификаций модели дает два типа графа: стационарный и динамический. Опишем результаты каждого из них по отдельности.

На рис. 1 представлен статический граф связей секторов российской экономики. Толщина ребер характеризует силу связи между секторами, а размеры узлов пропорциональны показателю бета-центральности, что позволяет легко увидеть наиболее системно значимые сектора в случае предположения постоянства связей.

Как отмечалось ранее, связь между двумя секторами возникает в виде ребра на графе по одной из трех возможных причин: один сектор оказывает влияние на другой, связь в обратном направлении или оба сектора подвержены влиянию общего внешнего фактора. При этом если наблюдается «падение» одного из секторов, то можно ожидать, что «падение» также будет наблюдать и на связанных с ним секторах.

На основе построенного графа можно провести его анализ, используя описанные в предыдущей главе меры центральности узлов. В табл. 2 представлены результаты этих показателей.

Не удивительно, что центральную позицию в российской экономике по всем показателям центральности занимает нефтегазовый сектор. Иными словами, данный сектор наиболее сильно интегрирован в российскую экономику и оказывает наибольшее влияние на остальные сектора, а значит, во многом определяет всю экономику РФ и ее отношение к рискам. Следующие, примерно равные значения показателей центральности у металлургического и горнодобывающего,

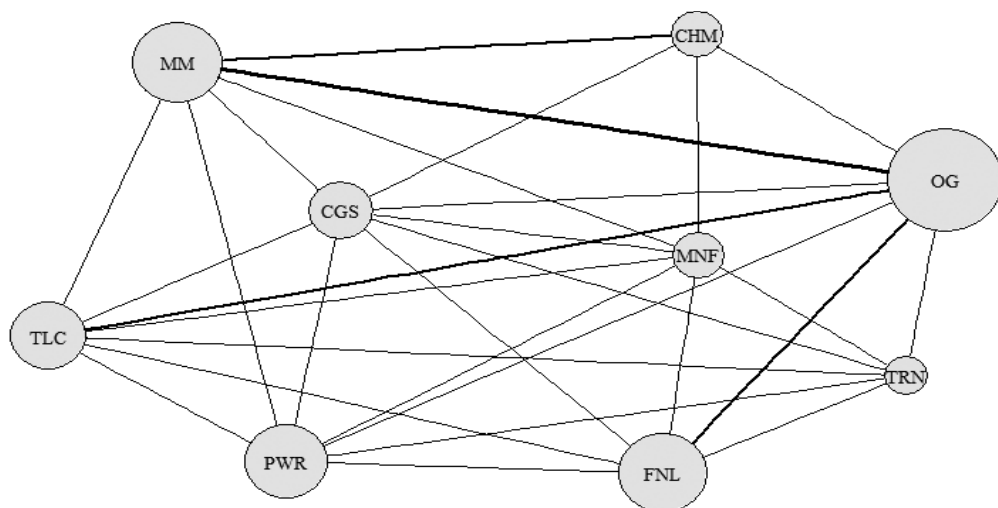


Рис. 1. Граф связей отраслей российской экономики

Таблица 2

Меры центральности графа связей секторов экономики РФ

Отрасль	Количество ребер	Центральность по степени	Центральность пос. в.	Бета-центральность
OG	7	1,29	1,00	10,80
MM	6	0,96	0,78	8,37
FNL	6	0,93	0,76	8,23
PWR	7	0,95	0,72	7,79
TLC	7	0,79	0,66	7,05
CGS	8	0,78	0,57	6,18
MNF	7	0,62	0,45	4,96
CHM	4	0,53	0,45	4,84
TRN	6	0,48	0,37	4,04

энергетического и финансово-банковского секторов. Таким образом, с позиции графа с постоянной корреляцией нефтегазовый сектор несет в себе большую опасность для российской экономики с точки зрения системного риска, нежели другие сектора, что в целом является ожидаемым результатом.

Куда более интересно и целесообразно проанализировать результаты динамического графа, поскольку российская экономика испытала серьезные экономические и макрополитические трудности в 2014–2015 гг. Кроме этого, в конце 2014 г. сменился режим обменного курса, что нашло отражение и на фондовом рынке.

Используя вторую спецификацию эконометрической модели с DCC-GARCH, можно построить граф связей, изменяющийся во времени. Безусловно, можно провести анализ этого графа в каждый момент времени или в наиболее значимые периоды, однако в данной работе будет сделан упор на макрохарактеристиках графа, описанные в предыдущем параграфе. На рис. 2 изображены суммы положительных связей отраслевых индексов (сплошная линия), а также суммы модулей коэффициентов частных корреляций (пунктирная линия) во времени.

На построенном графике можно заметить качественное изменение структуры связей в конце 2014 г., о чем свидетельствует резкое увеличение суммы модулей связей и возросшее количество отрицательных отношений. Такое структурное



Рис. 2. Суммы связей отраслевых индексов

изменение могло произойти вследствие нескольких связанных между собой факторов. Во-первых, в ноябре 2014 г. Центральный банк РФ «отпустил» российскую валюту в «свободное плавание», т. е. произошла смена режима обменного курса с фиксированного на плавающий. Во-вторых, перед сменой режима произошла девальвация рубля в силу падения цен на нефть и макрополитической напряженности. Наконец, можно заметить, что в конце 2014 г. совместно с ростом суммы модулей связей, выросла и величина суммы положительных связей. Такая поляризация взаимосвязей характерна для кризисных периодов (см., напр., Diebold, Yilmaz, 2014), т. е. резкий рост суммы положительных и модуля взаимосвязей выступает в роли индикатора нестабильности экономической ситуации в стране.

Как было описано в предыдущей главе, еще одним макропоказателем может выступать сумма бета-центральностей, называемая индексом уязвимости системы. Этот индекс показывает насколько чувствительна экономика к системному риску, т. е. чем выше этот показатель, тем в среднем больше возможный ущерб на экономику при падении одного из секторов. Безусловно, сумма связей также может выступать в роли индикатора системного риска экономики, однако основным преимуществом индекса уязвимости является тот факт, что он принимает во внимание не только степень связности, но также и структуру связей рынка. Таким образом, показатель уязвимости может представлять собой некий макроэкономический индекс чувствительности к системному риску российской экономики, который учитывает силу связей и их структуру внутри экономики. На рис. 3 представлен график уязвимости секторов российской экономики.

Первое, что бросается в глаза на рис. 3 – наличие нескольких существенных пиков до 2014 г., которые сравнительно выше значений в период с 2014 г. включительно. Иными словами, в эти пики экономика РФ была наиболее уязвимой к системному риску. Объяснению этому могут служить несколько факторов, которые повысили связность секторов. Во-первых, стабильно растущая экономика в эти периоды, т. е. совместное движение вверх всех секторов экономики. Во-вторых, причиной краткосрочного повышения частной корреляции могла служить одинаковая реакция всех отраслей на внутриполитические события: высокие значения показателя наблюдаются в начале декабря 2011 г. во время парламентских выборов; за 3 месяца до этого в правительстве было принято решение о кандидатах на выборах в парламент и в президенты, что совпадает с максимумом



Рис. 3. Уязвимость секторов экономики

индекса уязвимости; весной 2012 г. после президентских выборов проходил ряд митингов, что также отразилось на фондовом рынке. Таким образом, совместная одинаковая реакция всего фондового рынка на эти события краткосрочно повысила и без того (вследствие растущей экономики) не малые значения связностей, т. е. увеличилось количество положительных связей в графе, что и повлекло более высокие значения бета-центральностей, а значит и показателя уязвимости.

После качественного изменения в структуре связей в 2014 г. показатель уязвимости заметно снизился. Причиной этого является увеличение числа отрицательных связей, что в свою очередь привело к уменьшению значений рассматриваемого индекса. Тем не менее, анализируя его с 2014 г., можно заметить всплески показателя в нестабильные периоды. К примеру, весной 2014 г. этот показатель принимал сравнительно более высокие значения.

Анализ индекса уязвимости секторов экономики

Очевидно, что российская экономика не находится в вакууме и, соответственно, на состояние экономики влияют не только внутренние события, но и мировые. По этой причине в данной работе также проводится анализ чувствительности секторов российской экономики к системному риску в зависимости от трех экзогенных факторов.

Во-первых, как было отмечено ранее, нефтегазовый сектор является наиболее интегрированным в российскую экономику, поэтому цены на нефть играют существенную роль не только в развитии экономики, но и в ее стабильности и отношении к рискам. Во-вторых, немаловажную роль в развитии экономики в последние годы сыграл обменный курс: девальвация рубля заметно изменила отношение компаний к ведению бизнеса и моделированию рисков. В-третьих, на российскую экономику оказывают влияние и другие экономики. В частности, кризисы, происходящие в других странах, находят свое отражение и на российском фондовом рынке. По этим причинам в качестве внешних факторов было решено включить в анализ стоимость фьючерса на нефть марки Brent, обменный курс доллара в виде котировок инструмента USDRUB_TOM рынка спот Московской Биржи и индекс S&P500 как индикатор мировой экономики.

Поскольку коинтеграционные соотношения между нестационарными временными рядам логарифмов рассматриваемых показателей отсутствуют, то анализ

проводится с помощью функции реакции на импульс (Impulse Response Function, далее – IRF) для логарифмических доходностей рядов.

Функция реакции на импульс позволяет отследить реакции зависимых переменных на шоки в ошибках в многомерном векторе. Используя разложение Вольда, многомерный процесс можно представить в виде бесконечного МА процесса. Поскольку ошибки в уравнениях модели могут коррелировать между собой, то при построении функции реакции на импульс используют разложение Холецкого (для подробностей см. Enders, 2012; Подкорытова, Соколов, 2016). На рис. 4 приведены графики откликов шоков всех рассматриваемых переменных на показатель уязвимости.

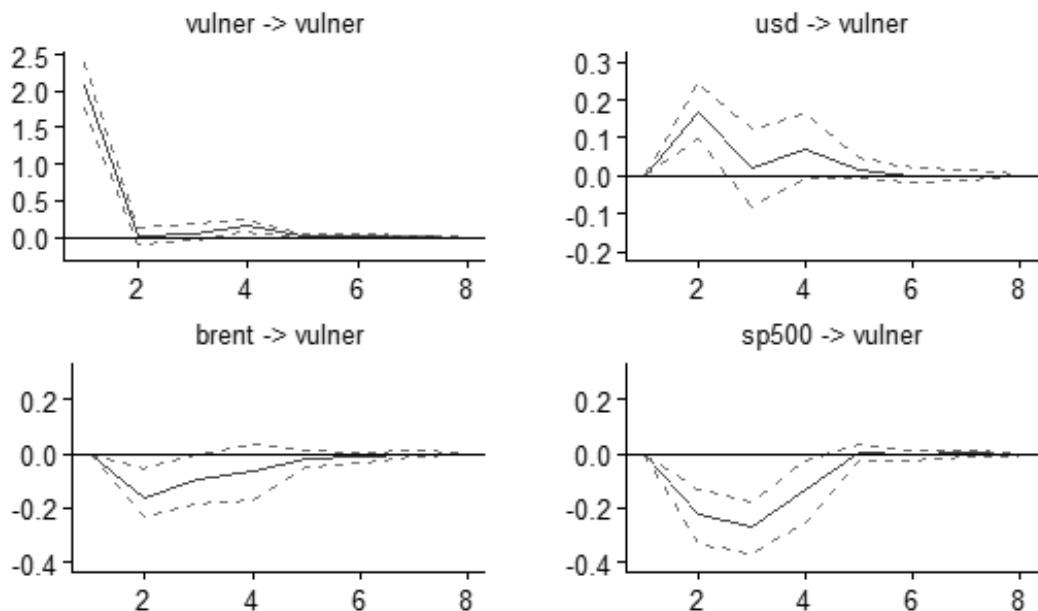


Рис. 4. Функции реакции на импульс для индекса уязвимости

По полученным результатам можно увидеть, что шоки во всех внешних факторах находят свое отражение в индексе уязвимости секторов. Так, шок в обменном курсе находит положительный отклик в показателе чувствительности с максимальным значением около 0,16 от стандартного отклонения на втором лаге, в то время как шоки в цене на нефть отражаются с противоположным знаком и также с максимальным значением на втором лаге. Обе реакции на импульс гаснут к третьему лагу. Таким образом, при резком росте обменного курса или падении цен на нефть, показатель уязвимости секторов краткосрочно увеличивается, т. е. система в среднем становится более чувствительной к системному риску.

Шоки на американском рынке отражаются сильнее на рассматриваемом показателе, при этом максимальный отклик достигается на 3 лаге со значением $-0,21$. Можно сделать вывод о том, что негативные шоки внешнего рынка также отрицательно сказываются на устойчивости секторов российской экономики к системному риску.

Безусловно, предложенный индекс уязвимости интересно сравнить с другими показателями финансовой стабильности. В конце 2016 г. Аналитическое кредитное рейтинговое агентство предложило индекс финансового стресса российской экономики – ACRAFSI, методика которого также основана на концепции системного риска и финансовой стабильности. Однако, в отличие от предложенного подхода, ACRAFSI не принимает во внимание структуру связей между институтами, а значит, предполагает, что структура связей остается неизменной во времени. Вместо этого,

согласно методике расчета индекса финансового стресса Российской Федерации, он агрегирует в себе информацию о 12 различных факторах таких, как динамика рыночных цен, процентные ставки и их спреды, курсы валют. На рис. 5 приведен график индекса ACRAFSI для рассматриваемого в данной работе периода.

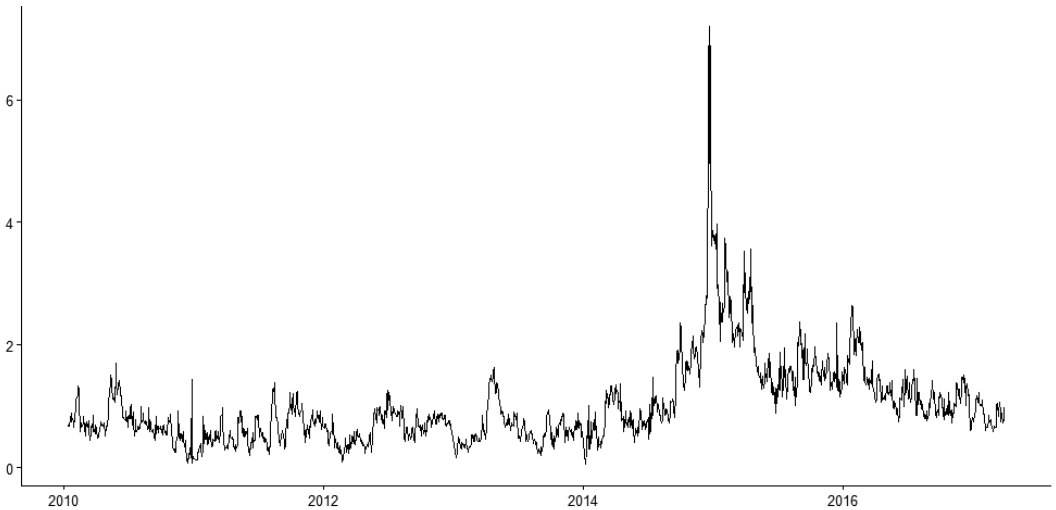


Рис. 5. Индекс финансовой стабильности ACRAFSI

Как можно заметить, ACRAFSI показывает схожую динамику с суммами связей (значение коэффициента корреляции 0,56) и менее сильную связь с индексом уязвимости (значение коэффициента корреляции 0,28). Такое различие может быть вызвано тем, что, несмотря на то, что индекс финансовой стабильности ACRAFSI включает множество показателей, характеризующих стабильность финансовой системы, он не принимает во внимание один из ключевых факторов системного риска – структуру связей. Иными словами, выступая в роли индикатора финансовой (не)стабильности системы, индекс ACRAFSI не учитывает непропорциональный эффект на экономику от негативных шоков в одном из секторов или фирм и возможность изменения этого эффекта во времени.

Безусловно, предложенный индекс уязвимости российской экономики имеет ряд своих недостатков, которые планируется доработать в последующих исследованиях. К примеру, рассматривая взаимосвязи на уровне секторов, предполагается, что фирмы внутри одного сектора однородны, т. е. они одинаково относятся к внешним и внутренним рискам. Кроме этого, построенный по описанной выше методике граф не отражает причинно-следственные связи. Определение направления влияния в графе приблизит результаты к реалиям рынка. Наконец, индекс уязвимости, в отличие от индекса финансовой стабильности ACRAFSI, не принимает во внимание другие не менее важные характеристики рынка, учет которых позволит также значительно усилить полученные выводы. Тем не менее, предложенный индекс уязвимости в данной работе показывает важность учета не только степени связности системы, но и структуры этих связей для оценки системного риска экономики страны.

Заключение

Данная статья посвящена изучению вопроса системного риска на уровне секторов российской экономики. В работе построены статический и динамический графы

связей секторов российской экономики, проведен их анализ, а также предложен индекс уязвимости, характеризующий чувствительность экономики к системному риску. Представленный индекс уязвимости учитывает не только степень связности экономики, но также и структуру этих связей. Кроме этого, проведен анализ оценочного индекса уязвимости секторов российской экономики с помощью функции реакции на импульс в зависимости от шоков в трех наиболее существенных для экономики России факторах и сравнение с недавно предложенным индексом финансового стресса ACRAFSI. Полученные результаты во многом совпадают с результатами работы (Hakan, Vladimirov, 2017), где также был рассчитан индекс уязвимости российской экономики, но уже на уровне наиболее крупных компаний РФ.

Источники

Методика расчета индекса финансового стресса для Российской Федерации. URL: <https://www.asra-ratings.ru/documents/129>.

Подкорытова О. А., Соколов М. В. Анализ временных рядов: учеб. пособие для бакалавриата и магистратуры. М., 2016.

Acemoglu D., Vasco M. C., Asuman O., Alireza T. The Networks Origins of Aggregate Fluctuations // *Econometrica*. 2012. Vol. 80. N 5. P. 1977–2016.

Adrian T., Brunnermeier M. K. CoVaR // *American Economic Review*. 2016. Vol. 106. N 7. P. 1705–1741.

Anufriev M., Panchenko V. Connecting the Dots: Econometric Methods for Uncovering Networks with an Application to the Australian Financial Institutions // *Journal of Banking and Finance*. 2015. Vol. 61. P. S241–S255.

Aielli G. P. Dynamic Conditional Correlation: On Properties and Estimation // *Journal of Business and Economic Statistics*. 2013. Vol. 31. N 3. P. 282–299.

Barigozzi M., Brownles C. NETS: Network Estimation for Time Series / Working Paper. Barcelona Graduate School of Economics. 2016.

Billio M., Getmansky M., Lo A., Pelizzon L. Econometric Measures of Connectedness and Systemic risk in the Finance and Insurance Sectors // *Journal of Financial Economics*. 2012. Vol. 104. P. 535–559.

Bollerslev T. Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model // *The Review of Economics and Statistics*. 1990. Vol. 72. P. 498–505.

Bonacich P. Power and Centrality: A Family of Measures // *American Journal of Sociology*. 1987. Vol. 92. N 5. P. 1170–1182.

Battiston S., Puliga M., Kaushik R., Tasca P., Caldarelli G. Debt Rank: Too central to fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk // *Scientific Reports* 2. N 541.

Buhlmann P., van de Geer S. Statistics for High-Dimensional Data: Methods, Theory and Applications. Springer, 2011.

Brownles C., Engle R. SRISKS: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk // *The Review of Financial Studies*. 2016. Vol. 30. N 1. P. 48–79.

Carvalho V. M. From Micro to Macro via Production Networks // *Journal of Economic Perspectives*. 2014. Vol. 28. N 4. P. 23–48.

Diebold F. X., Yilmaz K. On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms // *Journal of Econometrics*. 2014. Vol. 182-1. P. 119–134.

Enders W. Applied Econometric Time Series, 3rd ed. Wiley. 2012.

Engle R. Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models // *Journal of Business and Economic Statistics*. 2002. Vol. 20. N 3. P. 339–350.

Hakan E., Vladimirov V. E. Mapping the Stocks in MICEX: Who is Central in Moscow Stock Exchange? / European University at St. Petersburg, Department of Economics. Working Paper. 2017. Ec-01/17.

Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. Springer. 2009. Vol. 2.

Jackson M. O. Social and Economic Networks. Princeton, 2008.

Krumsiek J., Suhre K., Illing T., Theis F. J., Adamski J. Gaussian Graphical Modeling Reconstructs Pathway Reaction From High-throughput Metabolomics Data // *BMC Systems Biology*. 2011. P. 5–21.