



Бухгалтерский учет, статистика

Научная статья

УДК 336.7

DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2022.1/3842>

JEL: G11; G12; G17

Оценка влияния масштабов национальных фондовых рынков и различных кризисных явлений в экономике на уровень рисков операций с финансовыми инструментами

Д. А. Ендовицкий¹, В. В. Коротких²✉

^{1,2} Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1, 394018, Воронеж, Российская Федерация

Предмет. В академической дискуссии, посвященной особенностям финансовых кризисов, центральное место занимает анализ исторических паттернов волатильности. Большинство исследователей указывают на то, что для финансовых кризисов характерны продолжительные по времени сильные флуктуации на фондовых рынках. Подобная реакция на кризисные явления в экономике наблюдается на протяжении известной финансовой истории. Поиск движущих сил, стимулирующих именно такое поведение, вызывает интерес как в академических кругах, так и у участников фондовых рынков.

Цель. Изучение влияния масштабов национальных фондовых рынков и различных кризисных явлений в экономике на уровень рисков операций с финансовыми инструментами.

Методология. Идентификация скрытых режимов проводилась с использованием моделей с Марковскими переключениями. В основу определения скрытых рыночных состояний положено соотношение компонент финансовой турбулентности, характеризующих изолированные изменения корреляционного риска и волатильности. Оценка влияния масштаба фондовых рынков на показатели доходности и риска операций с финансовыми инструментами производилась с помощью модели векторной авторегрессии.

Результаты. Оценка влияния кризисных явлений в экономике на числовые характеристики избыточной доходности крупнейших мировых фондовых рынков с использованием двухрежимных моделей с Марковскими переключениями выявила значимые различия в поведении фондовых рынков на различных отрезках времени. В работе установлено, что в периоды, сопровождающиеся кризисными явлениями в экономике, доминирующим на рынке режимом является режим высокой волатильности. При комбинировании типичных и атипичных значений компонент финансовой турбулентности выявлены четыре скрытых состояния рынка, которые предоставляют дополнительную информацию о грядущем изменении или сохранении действующего на рынке режима. Для рынков с высокой капитализацией характерны односторонние каузальные связи. Приспособление рынков к шокам рынка США происходит почти вдвое медленнее, чем к шокам развивающихся рынков.

Выводы. Выявленные зависимости позволяют повысить объяснительный и прогностический потенциал статистического анализа рисков на национальных фондовых рынках.

Ключевые слова: Марковское свойство, факторные модели, рецессия.

Для цитирования: Ендовицкий Д. А., Коротких В. В. Оценка влияния масштабов национальных фондовых рынков и различных кризисных явлений в экономике на уровень рисков операций с финансовыми инструментами // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2022. № 1. С. 3–27. DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2022.1/3842>

© Ендовицкий Д. А., Коротких В. В., 2022

Материал доступен на условиях лицензии CC BY 4.0

Введение

Распространение нового типа коронавируса COVID-19 за пределы Китая и последовавшая за ним пандемия негативно отразилась на экономике во всем мире, став спусковым крючком кризиса. В результате локдауна во время пандемии во всех странах практически одновременно наблюдались скачкообразный рост безработицы, спад производства и снижение спроса. Фондовые рынки отреагировали резким повышением волатильности. Исследователи Matos et al. [41], Naidu & Ranjeeni [43], O'Donnell et al. [47] и Seven & Yilmaz [59] отмечают, что по тяжести своих последствий разворачивающийся кризис вполне сопоставим с рядом событий новейшей финансовой истории, в частности с азиатским финансовым кризисом 1997 г., долговым кризисом в России в 1998 г., схлопыванием «пузыря доткомов» в 2000 г. и, несомненно, финансовым кризисом 2008–2010 гг.

Как в среде участников фондового рынка, так и в академическом сообществе встал вопрос о возможности идентификации закономерностей, общих для кризисных явлений. В дискуссии об особенностях финансовых кризисов центральное место заняло обсуждение, посвященное анализу исторических паттернов волатильности. Charles & Darné [12] исследовали их практически на столетнем отрезке времени, а Schwert [58] – более чем на двухсотлетнем. Исследования Perez-Quiros & Timmermann [53] и Coakley & Fuertes [18] свидетельствует о циклическом характере динамики волатильности. Эти и большинство подобных исследований указывают на то, что для финансовых кризисов характерны продолжительные по времени сильные флуктуации на фондовых рынках, что указывает на необходимость учета структурных изменений в волатильности инструментов при проведении эконометрического анализа.

Наиболее подходящим в данном случае инструментом эконометрического анализа выступают модели с Марковскими переключениями режимов, впервые описанные Hamilton [27; 28]. Моделирование рыночных процессов сквозь призму режима функционирования позволяет адекватно учесть нелинейные эффекты и обеспечить более надежное приближение для сложных процессов,

что крайне важно для оценки уровня рисков в периоды кризисов.

В настоящее время в академической среде параллельно ведутся несколько активных дискуссий, посвященных использованию скрытых режимов в решении как теоретических, так и прикладных проблем в финансах. Результаты, полученные в рамках первого направления, касаются специфики моделирования и прогнозирования доходностей и риска операций финансовыми инструментами. В частности, Paolella et al. [50] разработали многомерную модель доходности со сменой режимов, учитывающую асимметрию и тяжелые хвосты распределения. Использование скрытых режимов позволило авторам повысить точность прогнозных оценок риска и разработать стратегию динамического контроля риска, значительно снижающую убытки в моменты смены режимов. В работе Van Beek et al. [9] широко обсуждаются варианты обобщения Марковской модели со скрытыми состояниями на случаи самоподобных процессов. В исследовании Liu et al. [38] проведена модификация модели GARCH за счет встраивания Марковского механизма смены режима. Результаты авторов согласуются с известной временной структурой волатильности. Использование механизма смены режима не обязательно предполагает обращение к классу Марковских моделей. В исследовании Szulczyk & Zhang [61] представлен заслуживающий внимания подход к разработке регрессионных моделей со сменной режимом, значительно повышающий их объяснительную способность в сравнении с известными линейными моделями с различными факторными спецификациями.

В решении прикладных проблем перспективные результаты получены в исследовании Nystrup et al. [46], где Марковская модель со скрытыми состояниями и изменяющимися параметрами была использована при прогнозировании числовых характеристик распределения доходностей в рамках динамической процедуры портфельного анализа. На примере пересмотра доли рискованных активов в портфеле с учетом выявленного режима показана эффективность разработанного подхода. Идея пересмотра весов активов в портфеле с учетом выявленного рыночного режима получила раз-

витие в работе Costa & Kwon [19]. Помимо прикладного портфельного анализа скрытые режимы используются в задачах поиска арбитражных возможностей на фондовом рынке с учетом динамики рынка фьючерсов Alemany et al. [2].

Целью данной статьи является изучение влияния масштабов национальных фондовых рынков и различных кризисных явлений в экономике на уровень рисков операций с финансовыми инструментами. В нашем исследовании Марковская модель со скрытыми состояниями используется в динамическом анализе рисков наиболее капитализированных мировых фондовых рынков, что обусловлено их подверженностью кризисным явлениям в экономике в период с июля 1990 по декабрь 2020 г. Дальнейшее изложение подчинено следующей логике. Во второй части статьи представлены рассуждения об особенностях моделирования динамики процессов фондового рынка, подверженных устойчивому влиянию кризисных явлений. Уделяется внимание сущности финансовой турбулентности на фондовых рынках, в частности методу ее декомпозиции на составляющие корреляции и амплитуды и их роли в объяснении скрытых состояний фондовых рынков. Изложены особенности динамического анализа влияния шоков, связанных с кризисными явлениями в экономике, на отдельных рынках на уровень рисков на остальных рынках. В третьей части приведены результаты расчетов на примере фондовых рынков США, Японии, Европы, развивающихся рынков и рынков азиатско-тихоокеанского региона. Практическая значимость работы, представленная в четвертом разделе, заключается в объяснении скрытых состояний за счет внутреннего рыночного механизма, идентифицируемого с помощью компонент финансовой турбулентности, а также в выявлении каузальных связей между фондовыми рынками с учетом режимов их функционирования в спокойные и кризисные периоды. Эта информация позволяет повысить объяснительный и прогностический потенциал статистического анализа рисков на фондовом рынке. В заключении сформулированы основные выводы.

Методология исследования

Марковская модель со скрытыми состояниями

Модели с Марковскими переключениями относятся к классу так называемых моделей с ненаблюдаемыми переменными. Они представляют собой систему уравнений, описывающих поведение временных рядов в различных режимах. Механизм переключения режимов в модели регулируется ненаблюдаемой переменной. Эволюция ненаблюдаемой переменной представляет собой Марковский процесс первого порядка, когда текущее значение переменной зависит только от предыдущего.

Процесс биржевых торгов, происходящий на интервале времени $[0, T]$, рассматривается на вероятностном пространстве (Ω, F, P) . Параметры динамики активов могут изменяться в соответствии с некоторым однородным стационарным Марковским процессом $s(t)$, определенным на пространстве состояний $k = \{1, \dots, K\}$, где матрица $Q \in \mathbb{R}^{K \times K}$

$$Q = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,K} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{K,1} & a_{K,2} & \cdots & a_{K,K} \end{pmatrix}$$

управляет вероятностями перехода процесса из одного состояния в другое. По значениям этой матрицы вычисляются вероятности перехода из одного состояния в другое на интервале $[t, t + \Delta t]$:

$$P = \exp(Q\Delta t) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(Q\Delta t)^n}{n!} = I + Q\Delta t + o(\Delta t),$$

где I – единичная матрица.

Безотносительно к порядку Δt для простоты будем полагать, что процесс начинается в режиме 1 в момент времени t . Вероятность перехода в режим 2 на интервале $t + \Delta t$ составляет $a_{1,2}\Delta t$, вероятность перехода в режим 3 на интервале $t + \Delta t$ составляет $a_{1,3}\Delta t$ и т. д. Вероятность того, что процесс останется в режиме 1, составляет $a_{1,1}\Delta t$. Величина $a_{1,1} = -\sum_{l=1}^K a_{1,l}$

характеризует устойчивость режима и показывает вероятность того, что процесс останется в режиме 1 на интервале $t + \Delta t$.

Hamilton [27] использовал модель с постоянными вероятностями переходов, Diebold et al. [20] допускали использование изменяющихся во времени вероятностей перехода.

Для оценки параметров моделей с Марковскими переключениями в условиях, когда число скрытых состояний заранее неизвестно, используется метод максимального правдоподобия. Для моделей с механизмом смены режима логарифмическая функция правдоподобия представляет собой взвешенную по вероятности сумму логарифмических функций правдоподобия для отдельных состояний:

$$\ln L = \ln(L | K, \Theta(K)) = \sum_{t=1}^T \ln \sum_{j=0}^{K-1} (f(y_t | s_t = j, \Theta(j)) \Pr(s_t = j)),$$

где $\Theta(K) = \{\mu(s_t), \sigma(s_t), \mathbf{Q}\}$ – параметры модели с Марковскими переключениями скрытых режимов; T – размер выборочной совокупности; s_t – скрытый Марковский процесс первого порядка.

Переключение режимов обеспечивает возможность надежной аппроксимации сложных динамических закономерностей.

В большинстве указанных работ (и не только в них, см., например: Chevallier & Goutte [14], Kirkby & Nguyen [34] исследователи рассуждают о смене рыночного режима в контексте кризисных явлений, приводящих к реализации так называемого ценового риска в масштабе всего рынка (jump-риск). Однако реализация именно такого ценового риска скорее является следствием смены рыночного режима и не всегда раскрывает его природу и причины. Мы полагаем, что изменение другого недиверсифицируемого риска, а именно рыночного корреляционно-го риска, лежит в основе механизма смены рыночных режимов.

В настоящее время корреляционные механизмы широко используются экономистами при решении различных прикладных задач на фондовом рынке как в статике (при диверсификации идиосинкратических рисков в нетурбулентные периоды при условии постоянства корреляции), так и в динамике (при объяснении убытков в кризисные пе-

риоды, когда диверсификация перестает работать (см., например: Andersson et al. [5], Endovitsky, Korobeinikova et al. [22], Endovitsky, Korotkikh et al. [23], Engle [24]. Такой подход получил развитие в исследовании Page & Panariello [49]. Приводя результаты собственных расчетов и обращаясь к результатам исследований Baumeister et al. [7], Johnson et al. [30], Page & Panariello показали, что условные корреляции между классами активов значительно выше для доходностей левых хвостов распределений по сравнению с корреляциями отдельно по правому хвосту или по распределениям в целом.

Финансовая турбулентность в формировании скрытых состояний рынка

Как правило, рассуждениям о рисках, порождаемых финансовой турбулентностью кризисных явлений на фондовых рынках (в том числе и в научной среде) предшествует появление «черных лебедей», сопровождающихся кризисными явлениями в экономике. Каждый такой кризис уникален по причинам возникновения и механизмам развития. Однако всех их объединяет появление и стремительное распространение аномальных тенденций на рынке.

Chow et al. [17] предложили проводить идентификацию турбулентных периодов на основе многомерных выбросов, определяемых через расстояние Махаланобиса [39; 40], впервые использованное в археологии для классификации человеческих черепов:

$$D_t = (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu}), \quad (1)$$

где D_t – многомерный выброс в момент t ; $\mathbf{r}_t = (r_t^1, r_t^2, \dots, r_t^n)$ – вектор доходностей инструментов фондового рынка в момент t ; $\boldsymbol{\mu} = (\mu^1, \mu^2, \dots, \mu^n)$ – вектор выборочных средних доходностей инструментов фондового рынка в историческом периоде; $\boldsymbol{\Sigma} = \{\sigma_{i,j}\}$ – выборочная ковариационная матрица доходностей активов в историческом периоде.

Четкая фиксация понятия «финансовая турбулентность» представлена в работе Kritzman & Li [35], вышедшей спустя почти 10 лет и еще один мировой финансовый кризис. Связав финансовую турбулентность с уровнем аномалий фондового рынка, авторы разработали специальную метрику финансо-

вой турбулентности рынка на основе расстояния Махаланобиса:

$$FT_t = (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu}) / n, \quad (2)$$

где FT_t – финансовая турбулентность в момент t ; n – число инструментов на рынке.

Величина FT_t является мерой статистически атипичного поведения инструментов в текущем моменте по отношению к предшествующему историческому периоду. По замыслу авторов, с ее помощью представляется возможным идентифицировать периоды аномалий, когда закономерности, которым подчиняются инструменты фондового рынка, резко изменяются атипичным образом, что проявляется в резких и сильных ценовых скачках, ослаблении корреляции между одними инструментами и усилении между другими.

Для формирования интуитивно понятного представления о сущности финансовой турбулентности рассмотрим один инструмент с нулевой ожидаемой доходностью и конечной дисперсией σ^2 . Турбулентность будет представлять собой квадрат стандартизованного значения его доходности:

$$FT_t = r_t (\sigma^2)^{-1} r_t = \left(\frac{r_t}{\sigma} \right)^2 = z_t^2. \quad (3)$$

Рассматривая уже два инструмента с нулевыми ожидаемыми доходностями, легко показать, что финансовая турбулентность также является стандартизованной величиной:

$$FT_t = (r_{1,t}, r_{2,t})^T \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_2\sigma_1 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}^{-1} (r_{1,t}, r_{2,t}). \quad (4)$$

Развивая идею, заложенную Kritzman & Li [35], Kinlaw & Turkington [33] предложили метод декомпозиции финансовой турбулентности на две ортогональные компоненты: амплитудную и корреляционную.

Амплитудная компонента представляет собой среднее значение стандартизованной доходности инструментов в текущем моменте:

$$MS_t = (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}_d^{-1} (\mathbf{r}_t - \boldsymbol{\mu}) / n, \quad (5)$$

где MS_t – амплитудная компонента финансовой турбулентности в момент t ; $\boldsymbol{\Sigma}_d = \{\sigma_i^2\}$ – выборочная диагональная дисперсионная матрица инструментов в историческом периоде.

Она оценивает, насколько сильно отклонились доходности анализируемых инструментов

от своих исторических средних, т. е. насколько сильным было ценовое движение в текущем моменте. В качестве границы типичных и аномальных значений амплитудной компоненты в работе рассматривается верхний 20%-й квантиль эмпирического распределения MS_t . Значения амплитудной компоненты, лежащие правее, интерпретируются как аномальные. Аномальные значения амплитудной компоненты усиливают подверженность операций с инструментами фондового рынка риску резких ценовых скачков (jump-риск).

Идентификация корреляционной компоненты финансовой турбулентности осуществляется путем факторизации финансовой турбулентности на амплитудную компоненту:

$$CS_t = \frac{FT_t}{MS_t}. \quad (6)$$

Она дает обобщенное представление об уровне корреляции на рынке и показывает, насколько высоким или низким является данный уровень по отношению к некоторому периоду в истории, т. е. фактически сообщает об изменении рыночного корреляционного риска.

Значения $CS > 1$ интерпретируются как аномальные и именуется корреляционным сюрпризом. Они возникают, когда инструменты фондового рынка демонстрируют атипичные корреляции, т. е. ослабление корреляций между одними инструментами и усиление между другими. Такое представление удобно как минимум по двум причинам. Во-первых, оно суммирует в едином измерении общую аномалию корреляционных взаимосвязей на рынке в конкретный момент. Во-вторых, вычисляя сюрприз корреляции, мы смещаем фокус с определения того, является ли корреляция высокой или низкой, на то, отходят ли эти взаимосвязи от своих исторических норм, какими бы они ни были, чем и выявляем изменения уровня рыночного корреляционного риска. Оценка влияния корреляционного риска не является тривиальной задачей, но можно с уверенностью утверждать, что его изменение негативно сказывается на диверсификации портфеля.

Возвращаясь к случаю двух инструментов с нулевыми ожидаемыми доходностями, можно показать, что корреляционная компонента представляет собой функцию только от коэффициентов корреляции и стандартизованных значений доходности:

$$\begin{aligned}
 CS_t &= \frac{(r_{1,t}, r_{2,t})^T \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_2\sigma_1 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}^{-1} (r_{1,t}, r_{2,t})}{(r_{1,t}, r_{2,t})^T \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}^{-1} (r_{1,t}, r_{2,t})} = \\
 &= \frac{1}{1-\rho^2} \left(1 - \frac{\rho z_1 z_2}{0,5(z_1^2 + z_2^2)} \right). \quad (7)
 \end{aligned}$$

Таким образом, корреляционная компонента в явном виде ничего не знает о ценовом риске и содержит информацию только о том, являются ли согласованными ценовые движения финансовых инструментов. Если доходности финансовых инструментов ортогональны ($\rho = 0$), то корреляционная компонента обращается в единицу, и ожидать какой-либо сонаправленной динамики не стоит. Усиление корреляционной связи, являющейся характерной для данного инвестиционного пространства, рассматривается инвесторами как типичное, и сюрприз корреляции в таком случае будет меньше единицы по величине. Иначе будут обстоять дела, когда корреляция между активами будет значительно отклоняться от типичной и становиться аномальной (об этом будут свидетельствовать значения корреляционной компоненты, превышающие единицу).

Используя приведенные рассуждения, можно утверждать, что рынок может находиться в одном из четырех скрытых состояний с точки зрения наличия атипичных закономерностей в компонентах финансовой турбулентности: состояние полной финансовой турбулентности, состояние атипичной корреляции, состояние атипичной амплитуды и ламинарное состояние.

Динамический анализ глобальных кризисных явлений на фондовых рынках

Заключительный этап исследования посвящен динамическому анализу влияния шоков на отдельных рынках на уровень рисков на остальных рынках. Основным инструментом на данном этапе выступает модель векторной авторегрессии (VAR). Активное использование в экономике моделей этого типа во многом обусловлено исследованиями Sargent & Sims [57]. Однако векторные обобщения процессов авторегрессии известны из более ранних работ Orcutt [48] и Wold [62]. Основной вклад Sims заключается в доказательстве того, что модели VAR позволяют рассматривать в дина-

мике множество переменных и учитывать их взаимодействие.

Модель VAR представляет собой систему уравнений, в которых значения каждой эндогенной переменной определяется предыдущими значениями не только ее самой, но и остальных эндогенных переменных системы. В исследовании используется расширенный вариант VAR-модели, который включает значения экзогенных переменных, а также логических переменных, отвечающих за смену скрытых состояний или отдельные шоки на рынках:

$$Y_t = c + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \Gamma X_t + \varepsilon_t,$$

где Y_t – вектор объясняемых переменных; Y_{t-p} – вектор запаздывающих значений с величиной лага p ; c – вектор оцениваемых свободных слагаемых; $\alpha_1 \dots \alpha_p$ – матрица оцениваемых параметров; Γ – матрица оцениваемых параметров; X_t – вектор, включающий значения экзогенных и логических переменных, отвечающих за смену режимов функционирования; ε – вектор случайных ошибок.

Независимость регрессионных уравнений в рамках VAR-модели обеспечивает ее идентифицируемость и возможность получения эффективных оценок при использовании МНК.

По направлениям межрыночных каузальных взаимосвязей, оцениваемых с помощью теста Грэнджера на причинность, в работе будет анализироваться влияние масштабов национальных фондовых рынков. Под масштабом рынка следует понимать величину его капитализации. Для визуализации выявленных каузальных связей будут использоваться функции импульсного отклика, характеризующие время возвращения фондового рынка на равновесную траекторию при единичном шоке другого рынка при прочих равных условиях.

Данные

Для проведения сравнительного статистического анализа влияния кризисных явления на уровень рисков в работе рассматривается несколько выборочных совокупностей.

Выборочная совокупность, ассоциируемая с развивающимися рынками (EM), включает данные о биржевых торгах в таких странах, как Аргентина, Бразилия, Чили, Китай, Колумбия, Чехия, Египет, Греция, Венгрия, Индия, Индонезия, Малайзия, Мексика, Пакистан, Перу, Филиппины, Польша, Катар, Россия, Саудовская

Аравия, Южная Африка, Южная Корея, Тайвань, Таиланд, Турция и Объединенные Арабские Эмираты. Информация о развивающихся рынках предоставлена Bloomberg. По данным Всемирного банка, совокупная капитализация развивающихся рынков на конец 2020 г. превысила значение в 22 трлн долларов США.

Выборочная совокупность, ассоциируемая с рынками Европы (EU), характеризует фондовые рынки стран: Австрия, Бельгия, Швейцария, Германия, Дания, Испания, Финляндия, Франция, Великобритания, Греция, Ирландия, Италия, Нидерланды, Норвегия, Португалия и Швеция. Совокупная капитализация рынков Европы составила более 12 трлн долларов США на конец 2020 г.

Выборочная совокупность «азиатско-тихоокеанские рынки» (PA) характеризует фондовые рынки Австралии, Гонконга, Новой Зеландии и Сингапура. Совокупная капитализация азиатско-тихоокеанских рынков в 2020 г. достигла значения около 9 трлн долларов США.

Отдельные выборочные совокупности сформированы по данным о биржевых торгах на рынке США (US) и рынке Японии (JP). Капитализация этих рынков составляет 40,71 и 6,71 трлн долларов США соответственно.

Помимо сопоставимости рынков по величине капитализации отметим, что указанные

страны вносят весомый вклад в мировую экономику.

Для каждой выборочной совокупности рассматривается два набора показателей. Первый набор показателей включает избыточные рыночные доходности, представляющие собой доходность региональных рыночных портфелей, взвешенных по рыночной капитализации компаний-эмитентов (за вычетом доходности казначейских векселей США). Описательные статистики и корреляции приведены в табл. 1, 2.

Наибольшую в среднем доходность демонстрируют развивающиеся рынки и рынки азиатско-тихоокеанского региона. Однако инвестиции на этих рынках сопряжены и с большими рисками, о чем свидетельствуют значения стандартных отклонений доходности. Рынок Японии сопоставим с развивающимися рынками по уровню риска, но по уровню доходности уступает всем рынкам более чем в 4 раза. Между доходностями рассматриваемых рынков наблюдается тесная линейная связь. В силу указанных выше особенностей для рынка Японии она проявляется в несколько меньшей степени.

Второй набор показателей включает дневные доходности тестовых активов, в качестве которых рассматриваются равномерно взвешенные портфели, сформированные по градациям факторов размера и стоимости компании-эмитента. В состав портфелей вклю-

Т а б л и ц а 1

Описательные статистики избыточных месячных доходностей рынка

Рынок	Среднее	Станд. отклон.	Медиана	Асимметрия	Экссесс	Максимум	Минимум
US	0,59	4,45	0,97	-0,52	1,95	16,10	-23,24
EM	0,71	6,06	0,80	-0,59	1,95	18,24	-27,31
EU	0,54	4,94	0,82	-0,56	1,67	16,62	-22,02
JP	0,13	5,59	0,30	0,29	1,38	24,90	-17,38
PA	0,69	5,80	1,01	-0,41	2,50	20,52	-26,00

Т а б л и ц а 2

Корреляция избыточных месячных доходностей рынков

Рынок	US	EM	EU	JP	PA
US	1				
EM	0,705***	1			
EU	0,801***	0,756***	1		
JP	0,446***	0,472***	0,532***	1	
PA	0,727***	0,878***	0,765***	0,491***	1

П р и м е ч а н и е. Парные коэффициенты корреляции, значимые на уровнях 10, 5 и 1 %, отмечены символами *, ** и *** соответственно.

ченые акции всех эмитентов с неотрицательной стоимостью чистых активов в предыдущем году. Составы портфелей пересматриваются ежегодно в конце второго квартала. Этот набор данных будет использован при оценивании скрытых состояний фондовых рынков.

На рынке США градации факторов получены с использованием квинтилей распределений соответствующих показателей. На рынках Европы, стран азиатско-тихоокеанского региона и Японии градации фактора размера компании-эмитента соответствуют 3-му, 7-му, 13-му и 25-му перцентилем распределения совокупной капитализации регионального фондового рынка. Общее число портфелей, рассматриваемых в качестве тестовых активов, полученных таким образом, составляет 75 для каждого рынка.

Данные взяты с сайта К. French и охватывают период с июля 1990 по октябрь 2021 г.¹

Результаты исследования

Идентификация и анализ скрытых состояний

Для отражения нелинейных эффектов в динамике рынка, наблюдаемых в кризисные периоды, в работе использованы модели с Марковскими переключениями режимов в предположении, что средние значения и дисперсии избыточных доходностей рынка могут изменяться в зависимости от скрытых состояний, в которых пребывает рынок.

Скрытый характер режимов функционирования рынка делает задачу определения числа режимов не столь тривиальной, как могло бы показаться на первый взгляд. Известно, что увеличение числа параметров в модели, которое происходит автоматически при увеличении числа рассматриваемых режимов, приводит к увеличению максимума функции правдоподобия, т. е. к переобучению модели. В соответствии с аргументацией Liu et al. [37] оптимальное число режимов в работе достигается при минимизации значения Байесовского информационного критерия (BIC):

$$BIC(K) = -2\ln(L|K, \Theta(K)) + f(K, \Theta(K)) \ln T,$$

где L – логарифмическая функция правдоподобия для заданного числа режимов K ; $\Theta(K) = \{\mu(s_t), \sigma(s_t), \mathbf{Q}\}$ – параметры модели с

Марковскими переключениями скрытых режимов; $f(K, \Theta(K))$ – функция, которая определяет число оцениваемых параметров; T – размер выборочной совокупности.

Байесовский критерий устраняет проблему переобучения, штрафует за увеличение числа параметров модели, чем обеспечивает требуемый компромисс между точностью подгонки модели и ее переобучением.

Для определения оптимального числа режимов на рассматриваемых рынках были оценены параметры моделей Марковскими переключениями с различным числом режимов (табл. 3). Сравнивая модели по величине BIC, можно заключить, что оптимально рассматривать всего два режима, что соответствует минимуму BIC. Режим 1 соответствует состояниям высокой волатильности (s_1), а режим 2 – состояниям низкой волатильности (s_2).

В табл. 4, 5 приведены результаты параметрической идентификации двухрежимных уравнений регрессии избыточной доходности рынка на константу. Для состояний низкой волатильности характерны более низкие значения стандартных отклонений доходности (σ^2), а для состояний высокой волатильности – более высокие. В табл. 5 приведены матрицы переходных вероятностей для всех рассматриваемых моделей. Оценки переходных вероятностей, расположенные на главной диагонали матрицы, превышают значение 0,90, что указывает на устойчивость рассматриваемых режимов, поскольку вероятность перехода из режима низкой волатильности в режим высокой волатильности и наоборот крайне мала. Кроме того, во всех моделях отсутствуют абсорбирующие состояния, на что указывает гипотеза о равенстве единице хотя бы одной переходной вероятности, отклоненная на 95%-м уровне значимости.

На рис. 1 представлены графики анализируемых временных рядов избыточных доходностей рынка для обоих скрытых состояний. Цветом выделены состояния, идентифицированные по значениям сглаженной вероятности, учитывающей информацию по всей выборке. Режим i считается действующим в момент времени t , если значение сглаженной вероятности в этот момент превышает 50 %, т. е. $\Pr(s_t = i | I \in T) > 0,5$. Временные интервалы, на которых преобладают режимы высокой волатильности, отмечены темным цветом и совпадают со всеми известными современной финансовой истории периодами крахов фондовых рынков.

¹ Kenneth R. French Home Page. URL: <https://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/>

Т а б л и ц а 3

Определение оптимального числа рыночных режимов

Рынок	Число режимов	LogLik	AIC	BIC
Рынок US	2	735,682	-1467,366	-1447,281
	3	740,997	-1475,996	-1445,873
	4	742,539	-1477,079	-1436,911
Рынок EM	2	545,601	-1087,203	-1067,484
	3	545,601	-1085,204	-1055,626
	4	545,700	-1083,402	-1043,965
Рынок EU	2	628,892	-1253,784	-1234,066
	3	631,046	-1256,092	-1226,515
	4	631,257	-1254,515	-1215,078
Рынок JP	2	580,072	-1156,146	-1136,427
	3	584,499	-1162,998	-1133,423
	4	584,506	-1161,013	-1121,577
Рынок RA	2	575,460	-1146,923	-1127,202
	3	579,531	-1153,063	-1123,486
	4	579,710	-1151,421	-1111,984

Т а б л и ц а 4

Результаты параметрической идентификации двухрежимной модели избыточной доходности рынка с Марковскими переключениями

Рынок	Характеристики	Режим 1	Режим 2
Рынок US	$\hat{\mu}$	0,41	1,15
	$\hat{\sigma}$	5,54	2,42
Рынок EM	$\hat{\mu}$	-1,62	1,61
	$\hat{\sigma}$	8,52	4,29
Рынок EU	$\hat{\mu}$	-0,55	1,04
	$\hat{\sigma}$	7,08	3,39
Рынок JP	$\hat{\mu}$	-0,35	0,57
	$\hat{\sigma}$	7,06	3,68
Рынок RA	$\hat{\mu}$	-0,15	1,27
	$\hat{\sigma}$	8,01	3,41

Т а б л и ц а 5

Переходные вероятности

Рынок	Режимы	Режим 1	Режим 2
Рынок US	Режим 1	0,9689	0,0354
	Режим 2	0,0311	0,9646
Рынок EM	Режим 1	0,8966	0,0476
	Режим 2	0,1034	0,9524
Рынок EU	Режим 1	0,9389	0,0319
	Режим 2	0,0611	0,9681
Рынок JP	Режим 1	0,9917	0,0126
	Режим 2	0,0083	0,9874
Рынок RA	Режим 1	0,9351	0,0490
	Режим 2	0,0649	0,9510

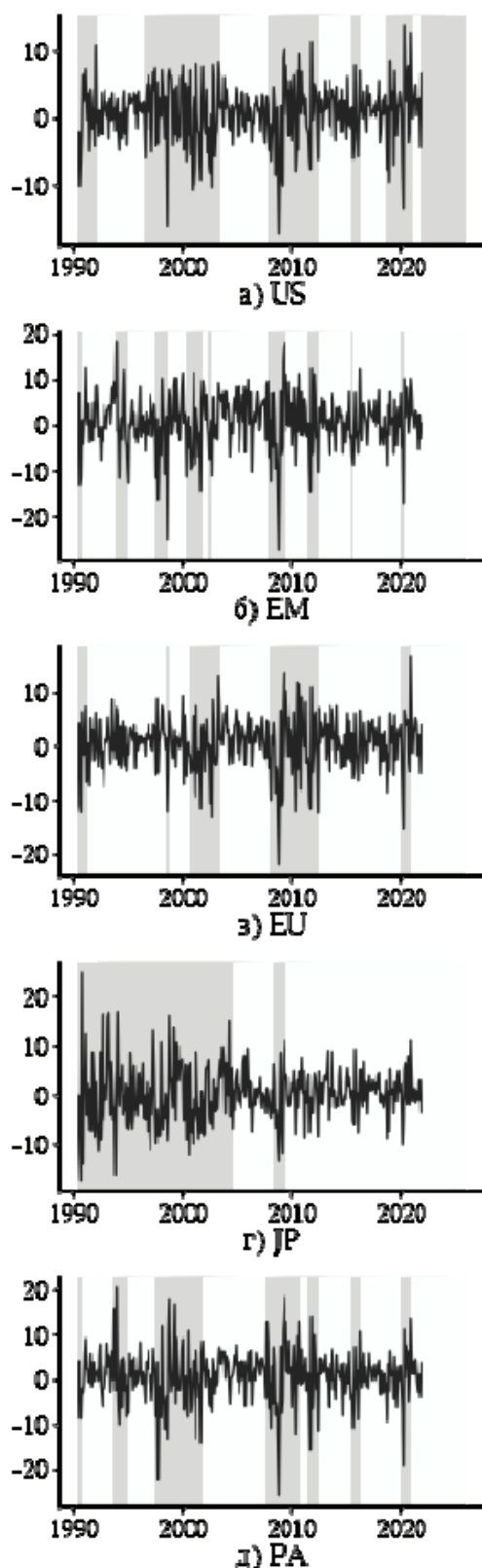


Рис. 1. Ряды избыточных доходностей рынков и режимы функционирования рынка, вычисленные по сглаженным вероятностям. Темные области на графике соответствуют режиму высокой волатильности, а светлые – режиму низкой.

В табл. 6 приведены доли времени, в которых рынок пребывал в одном из двух состояний на протяжении всего исследуемого периода с июля 1990 по декабрь 2020 г. В целом по выборке в состоянии высокой волатильности рынки находились от 25,5 до 52,7 % времени.

Отдельно представлена информация о кризисных годах, в частности азиатском финансовом кризисе и последовавшем за ним кризисе ликвидности (1998), пузыре доткомов (2000), финансовом кризисе (2008) и спаде на фондовом рынке во время пандемии коронавирусной инфекции COVID-19 (2020).

Во время схлопывания пузыря доткомов, как и во время финансового кризиса 2008 г., все рассматриваемые рынки находились исключительно в состоянии высокой волатильности. Период с декабря 2007 по июнь 2009 г., получивший название «Великой рецессии», примечателен наиболее продолжительным спадом в динамике мировых экономических и финансовых систем со времен Великой депрессии 1930-х гг. Дефицит ликвидности на финансовых рынках привел к снижению уровня потребления, инвестиций, а также к массовой безработице и снижению спроса по всему миру.

Азиатский кризис и рыночный спад, вызванный пандемией, не столь однозначно определяли режим функционирования рассматриваемых рынков. Главным последствием локдауна более трети населения планеты стал спад совокупного спроса. Экономический кризис, последовавший за локдауном, довел до грани банкротства целые отрасли, например, туристические услуги и авиаперевозки. Однако меры, принятые Китаем по сдерживанию пандемии, в значительной степени обусловили сравнительно быстрое восстановление уже в 2020 г., а также их переход в состояние низкой волатильности.

Оценка роли финансовой турбулентности и ее компонент в формировании скрытых состояний

Согласно логике исследования нами были вычислены значения финансовой турбулентности и ее ненаблюдаемых компонент по дневным данным на четырех рынках со скользящим окном 2250 дней, что соответствует десяти годам. На следующем этапе мы вычислили средние взвешенные значения компонент

Т а б л и ц а 6

Доля времени, проведенного рынками в рассматриваемых режимах

Режим	Период	US(s)	EM(s)	EU(s)	JP(s)	PA(s)
Режим 1	1990–2020	52,7	25,5	30,0	48,7	38,8
	1998	100	75	25	100	100
	2000	100	75	33,3	100	100
	2008	100	100	100	66,7	100
	2020	100	33,3	100	0	91,7
Режим 2	1990–2020	47,3	74,5	70,0	51,3	61,2
	1998	0	25	75	0	0
	2000	0	25	66,7	0	0
	2008	0	0	0	33,3	0
	2020	0	66,7	0	100	8,3

финансовой турбулентности для каждого месяца. В качестве весовых коэффициентов использовались дневные значения амплитудной компоненты

$$MS_t^M = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T MS_j, \quad (8)$$

$$CS_t^M = \frac{\sum_{i=1}^T CS_i MS_i}{\sum_{j=1}^T MS_j}. \quad (9)$$

Идентификацию скрытых состояний в каждом месяце будем производить на основании сочетаний градаций наблюдаемых значений компонент финансовой турбулентности. Исследование особенностей скрытых состояний фондового рынка будет осуществляться по наблюдениям, распределенным в четыре груп-

пы соответственно. Результаты представлены в табл. 7.

Пропорции времени, в которых рынок пребывает в выделенных состояниях, достаточно близки. Каждое скрытое состояние демонстрирует свои особенности.

Состояние полной финансовой турбулентности было идентифицировано по атипичным значениям компонент финансовой турбулентности. Аномалии, формирующие такие состояния, свидетельствуют о подверженности фондового рынка системным рискам. На фоне возрастания рыночного корреляционного риска корреляция доходностей между ранее некоррелированными инструментами может становиться положительной, сводя эффекты диверсификации к нулю. После перехода рынка в такое состояние доходности избыточная доходность рынка, как правило, отрицательна, по этой причи-

Т а б л и ц а 7

Характеристики скрытых состояний рынка

Рынок	Ламинарное	Аномальная корреляция	Аномальная амплитуда	Полная турбулентность
Рынок US: – доля времени; – средняя доходность	0,16 0,70	0,60 1,56	0,19 –2,42	0,04 0,95
Рынок EU: – доля времени; – средняя доходность	0,24 0,43	0,56 1,58	0,13 –2,55	0,07 –1,87
Рынок JP: – доля времени; – средняя доходность	0,16 –0,07	0,63 1,27	0,17 –2,35	0,04 –0,47
Рынок PA: – доля времени; – средняя доходность	0,11 –0,50	0,68 1,73	0,15 –2,61	0,05 1,10

не данное состояние может предшествовать формированию нисходящих трендов. Фондовый рынок пребывает в этом состоянии 4–7 % времени, что позволяет предположить обусловленность такого состояния именно кризисными явлениями в экономике (редкими событиями). Мы полагаем, что в подобные периоды на развивающихся рынках может наблюдаться отток капитала, а для развитых рынков характерен отток капитала в консервативные защитные инструменты.

Состояние аномальной корреляции является наиболее часто встречающимся и наблюдается 56–68 % времени. Изменения корреляционного риска, о чем свидетельствуют атипичные значения корреляционной компоненты финансовой турбулентности, не оказывают существенного влияния на подверженность рынка системным рискам. Характер ценовой динамики задается низкоамплитудными колебаниями доходностей вокруг средних значений. Отсутствие резких ценовых скачков позволяет эффективно использовать методы оптимизации портфельных решений в управлении рисками.

Состоянию аномальной амплитуды свойственны атипичные по силе ценовые движения. Уровень рыночного корреляционного риска не превышает исторические нормы, корреляция доходностей инструментов изменяется незначительно, эффектов диверсификации как правило недостаточно для компенсации jump-риска. Согласно проведенным расчетам данное состояние приносят наибольшие убытки участникам рынка. Отклонения избыточных рыночных доходностей от исторических средних атипичные, но в основном отрицательные. В указанном состоянии фондовый рынок находится 13–19 % времени. Это позволяет констатировать особенность наиболее волатильных месяцев, а именно то, что они сопровождаются скорее типичной корреляцией, чем атипичной.

Для ламинарного состояния характерно полное отсутствие каких-либо аномалий по составляющим финансовой турбулентности, они обе находятся в границах исторических норм. Пребывая в таком состоянии, рынок, как правило, придерживается уже сложившихся закономерностей, поскольку для отклонения от них ценовое движение является недостаточным по силе. Так, на растущих рынках США и Европы средняя избыточная доходность положительна, а на снижающихся азиатских

рынках – отрицательна. Фондовые рынки находились в ламинарном состоянии около 11–24 % времени.

Расхождения между состояниями обусловлены ортогональностью компонент финансовой турбулентности, содержащих различную информацию о текущем скрытом состоянии рынка. Далее рассмотрим, какой вклад скрытые рыночные состояния вносят в режимы функционирования, выявленные ранее, и обладают ли они предсказательной силой в отношении режима функционирования рынка.

Для ответа на эти вопросы нами использовались биномиальные логит-модели, описывающие условную вероятность того, что в момент t рынок будет находиться в режиме высокой волатильности при известном скрытом состоянии рынка в момент $t - 1$. В качестве зависимой переменной мы брали номера действующих режимов функционирования рынка («0» – режим низкой волатильности, «1» – режим высокой волатильности), а в качестве независимых были сформированы специальные фиктивные переменные по количеству скрытых состояний, принимающие значения, равные единице, когда в предшествующем периоде действующим наблюдалось соответствующее состояние. Эти фиктивные переменные могут рассматриваться как индикаторы скрытых состояний. В качестве контрольной переменной выступает накопленная за предыдущие пять лет избыточная доходность рынка.

Отрицательная и значимая оценка свободного слагаемого указывает на то, что пребывание рынка в ламинарном состоянии в предшествующем периоде повышает вероятность того, что в текущем периоде действующим будет режим низкой волатильности. В несколько меньшей степени это характерно для рынков азиатско-тихоокеанского региона. Наибольший вклад в переход к режиму высокой волатильности вносят состояния полной финансовой турбулентности и аномальной амплитуды. Для более высококапитализированных рынков США и Европы состояния атипичной корреляции в предыдущем периоде также повышают вероятность перехода рынка в режим высокой волатильности в текущем периоде. Проведенный анализ указывает на неслучайный характер смены режимов функционирования рынков, а также свидетельствует об устойчивости режимов во времени (табл. 8).

Результаты параметрической идентификации биномиальной логит-модели, описывающей вероятность пребывания рынка в режиме высокой волатильности

Факторы	US	EU	JP	PA
s_{t-1}^C	1,037** [2,497]	0,753* [1,923]	0,286 [0,603]	-0,548 [-1,314]
s_{t-1}^M	4,291*** [5,326]	3,473*** [5,658]	1,386** [2,317]	2,606*** [4,267]
$s_{t-1}^{C,M}$	3,874*** [3,392]	3,438*** [4,584]	2,165** [2,129]	1,671** [2,187]
$R_{t-60,t}$	-0,009** [-1,972]	-0,028*** [-5,131]	-0,051*** [-7,541]	-0,006 [-1,502]
(Intercept)	-0,818** [-2,461]	-0,900*** [-2,611]	-1,361*** [-3,109]	-0,300 [-0,707]
Число наблюдений	270	270	270	270
Log Likelihood	-150,137	-131,039	-109,726	-145,923
AIC	310,274	272,078	229,451	301,846

Примечание. В квадратных скобках указаны t-статистики Стьюдента. Оценки параметров регрессии, значимые на уровнях 10, 5 и 1 %, отмечены символами *, ** и *** соответственно.

Анализ влияния масштабов национальных фондовых рынков на уровень рисков с учетом скрытых состояний

До настоящего момента мы исследовали влияние кризисных явлений на уровень риска на национальных рынках изолированно, лишь подмечая, что обусловленные кризисными явлениями смены режимов функционирования, как правило, происходят согласованно на разных рынках. Но при этом эффекты глобализации и различия в масштабах национальных рынков в явном виде не учитывались в моделях. Модель векторной авторегрессии выступает удобным инструментом для решения задачи оценки влияния кризисных явлений на уровень риска на фондовых рынках с учетом согласованности их динамики, т. е. с учетом структурных связей между ними.

В качестве эндогенных переменных в моделях векторной авторегрессии будут рассматриваться избыточные доходности пяти рассматриваемых рынков. С целью повышения общего качества VAR-модели в работе вводится набор экзогенных факторов, которые могут рассматриваться в качестве индикаторов риска. Полученная таким образом VAR-модель является открытой.

Первым экзогенным фактором выступает индекс подразумеваемой волатильности VIX.

Взаимосвязи между динамикой показателей риска и доходности на фондовом рынке и динамикой подразумеваемой волатильности неоднократно выступали в качестве предмета академических исследований. Giot [25] указывает на асимметричный характер зависимости между индексами VIX и S&P 100, заключающийся в том, что сильные изменения VIX наблюдаются в основном в периоды спадов на S&P 100. Впоследствии Chiang [15] выявил подобные закономерности для индекса широкого рынка S&P 500. Интерпретируя подразумеваемую волатильность как меру текущего восприятия риска инвесторами, Mittal et al. [42] показали, что в период с 2009–2019 гг. на азиатских и европейских рынках также проявлялись асимметричные зависимости между индексами волатильности и фондовыми индексами. Анализ долгосрочных аспектов подобных зависимостей представлен в работе Yaya et al. [63]. Baiardi et al. [6] рассматривают индекс VIX в качестве фактора Марковской смены режимов функционирования рынка на примере фондовых индексов S&P 500 и Dow Jones Industrial Average за период 2001–2020 гг. В работе Kambouroudis et al. [31] выявлена устойчивая взаимосвязь реализованной и подразумеваемой волатильности для большинства развитых рынков.

В качестве второго экзогенного фактора в модель включен индекс доллара США (DXY),

характеризующий относительную стоимость доллара США к корзине из шести основных валют: евро (57,6 %), японская иена (13,6 %), фунт стерлингов (11,9 %), канадский доллар (9,1 %), шведская крона (4,2 %) и швейцарский франк (3,6 %). Индекс доллара США делает уникальным тот факт, что его структура не изменяется с момента начала расчета в 1973 г. В академических исследованиях индекс доллара США рассматривается в различных аспектах. Для целей проводимого исследования интерес представляют лишь некоторые. Aimer & Lusta [1] отмечают, что изменения процентных ставок оказывают значительное влияние на объемы и направление потоков международной торговли. В этом смысле индекс доллара США выступает в качестве прокси-переменной, характеризующей макроэкономические процессы у основных торговых партнеров США, чьи валюты учтены в индексе. Su & Fen [60] указывают, что индекс доллара США может рассматриваться в качестве прокси-переменной, характеризующей торговый оборот на национальных фондовых рынках ввиду тесной связи динамики индекса и инвестиционной активности, объединяющих валютные и фондовые рынки. В более поздних исследованиях Roubaud & Arouri [56], Ni et al. [45] пришли к похожим выводам.

Третьим экзогенным фактором в модели выступает рыночная ликвидность Pastor & Stambaugh [51; 52]. В отличие от предшествующих работ Amihud [3; 4], посвященных анализу риска ликвидности в статике, Pastor & Stambaugh на основе результатов, полученных Chordia et al. [16] разработали динамический подход, подвергнутый впоследствии критическому обсуждению и получивший дальнейшее развитие в работах Li et al. [36] и Pontiff & Singla [54]. Операции с инструментами фондового рынка подвержены риску ликвидности не только самого инструмента, но также и риску рыночной ликвидности. Рыночная ликвидность в интерпретации Pastor & Stambaugh является систематическим, недиверсифицируемым фактором риска. Для измерения рыночной ликвидности авторы предложили использовать специальный показатель, вычисляемый на основе агрегированной ликвидности фондового рынка. Данный показатель, называемый «фактором ликвидности», характеризует состояние рынка и в этом смысле может рассматриваться

в качестве детерминанты скрытых режимов функционирования как глобального (см., например, Chaieb et al. [11]), так и национальных рынков (Gong et al. [26], Nejadmalayeri [44]). Далее при построении моделей будем использовать фактор ликвидности, рассчитанный для фондового рынка США.

Четвертым экзогенным фактором в модель включена динамика цен на золото, имеющее особые инвестиционные свойства, о чем свидетельствуют работы Carpentier [10], Potrykus [55]. В работе Baur & Lucey [8] отмечается, что слабая корреляция рынка золота с фондовыми рынками позволяет инвесторам рассматривать золото в качестве защитного актива (хеджа) при разработке торговых стратегий и структурных продуктов, а в кризисные периоды – в качестве «тихой гавани», позволяющей сохранять инвестиционный капитал. Однако в более поздней работе Drake [21] установлено, что в период COVID-19 данное свойство золота в значительной степени ослабло, о чем свидетельствует положительная корреляция рынка золота и фондовых рынков. В качестве одной из причин исследователи Kangalli Uyar et al. [32] рассматривают тот факт, что в качестве «тихой гавани» инвесторы стали рассматривать не только золото, но и другие драгоценные металлы. Для каждой экзогенной переменной вычислены логарифмические доходности. Описательные статистики и коэффициенты корреляции всех задействованных переменных представлены в табл. 9, 10.

Из табл. 9 видно, что доходности рассматриваемых рынков демонстрируют значимую отрицательную корреляцию с индексом VIX и индексом доллара США, а также несколько более слабую, но значимую положительную корреляцию с рынком золота и рыночной ликвидностью. Наиболее тесная линейная связь между экзогенными переменными характерна для пары индекса доллара и рынка золота.

В дополнение к указанным экзогенным переменным в модель включены фиктивные переменные для идентификации нелинейных эффектов, связанных с функционированием рынков в режиме высокой волатильности. Фиктивная переменная принимает значение, равное единице, если в текущий момент времени действующим режимом на рынке является режим высокой волатильности. Для

Т а б л и ц а 9

Описательные статистики экзогенных факторов

Переменные	Среднее	Стд. ошибка	Асимметрия	Экссесс	Максимум	Минимум
VIX	0,021	0,215	1,649	6,126	1,346	-0,459
DXY	0,000	0,023	0,434	0,988	0,094	-0,056
Gold	0,009	0,113	0,512	2,321	0,538	-0,381
Liquidity	0,004	0,059	-0,726	3,673	0,278	-0,258

Т а б л и ц а 10

Корреляции избыточных доходностей рынков и экзогенных переменных

Переменные	VIX	DXY	Gold	Liquidity
<i>Mkt.RF^{US}</i>	-0,661***	-0,205***	0,135*	0,220***
<i>Mkt.RF^{EM}</i>	-0,502***	-0,268***	0,278***	0,225***
<i>Mkt.RF^{EU}</i>	-0,568***	-0,501***	0,138*	0,220***
<i>Mkt.RF^{JP}</i>	-0,317***	-0,303***	0,146**	0,184***
<i>Mkt.RF^{PA}</i>	-0,543***	-0,339**	0,305***	0,239***
VIX	1	0,092*	-0,066	-0,131*
DXY		1	-0,267***	-0,006
Gold			1	0
Liquidity				1

П р и м е ч а н и е. Коэффициенты корреляции, значимые на уровнях 10, 5 и 1 %, отмечены символами *, ** и *** соответственно.

Т а б л и ц а 11

Информационные критерии для спецификаций с разной глубиной запаздывания

Критерий	p = 1	p = 2	p = 3	p = 4	p = 5
AIC(p)	-25,913	-25,909	-25,863	-25,886	-25,851
HQ(p)	-25,809	-25,736	-25,621	-25,574	-25,470
SC(p)	-25,652	-25,474	-25,254	-25,103	-24,893
FPE(p)	5,573E - 12	5,594E - 12	5,858E - 12	5,727E - 12	5,935E - 12

каждого рынка вводится своя фиктивная переменная.

Выбор глубины запаздываний эндогенных переменных осуществим на основе информационных критериев Акаике (AIC), Шварца (SC), Хеннана – Куинна (HQ), а также финальной ошибки прогноза (FPE). Предпочтение было отдано простейшей спецификации модели с одним запаздывающим значением доходностей рынков, поскольку именно в ней достигаются минимумы обоих критериев (табл. 11).

Результаты оценивания выбранной спецификации приведены в табл. 12. Полученная модель VAR является стационарной, поскольку

все собственные числа матрицы коэффициентов при эндогенных переменных по модулю меньше единицы. Во всех уравнениях присутствует статистически значимая оценка свободного слагаемого, свидетельствующая о том, что доходности рассматриваемых рынков систематически имеют избыточную составляющую к включенным в модель эндогенным и экзогенным переменным и не может быть полностью объяснена ими. Пребывание развивающихся рынков в волатильном режиме негативно сказывается на доходности всех рассматриваемых рынков, кроме европейских. Европейские рынки подвержены негативному влиянию лишь собственного волатильного

режима. Статистически значимые негативные эффекты, сопровождающие волатильные режимы, практически полностью перекрывают положительную избыточную доходность рынков. Объясняющая способность моделей варьируется по рынкам. Наибольший процент вариации доходности (59,8 %) объясняется для европейских рынков, наименьший (23,8 %) – для рынка Японии.

Может показаться, что отсутствие статистической значимости как глобального, так и национального влияния режима высокой волатильности на рынке США может объясняться тем фактом, что экзогенные переменные имеют не-

посредственное отношение к экономике США. В связи с этим была проведена дополнительная параметрическая идентификация модели векторной авторегрессии, из состава экзогенных переменных которой были исключены VIX, DXY, Liquidity и Gold. Однако даже в такой спецификации оценка параметра при фиктивной переменной режима высокой волатильности на рынке США не стала статистически значимой ни в одном из уравнений системы.

Исходя из коэффициентов корреляции между доходностями рынков, следовало бы ожидать наличия двусторонних каузальных связей между рынками. Однако в ходе анали-

Т а б л и ц а 12

Взаимосвязь национальных фондовых рынков, 1991–2020 гг.

Переменные	$Mkt.RF_{(t)}^{US}$	$Mkt.RF_{(t)}^{EM}$	$Mkt.RF_{(t)}^{EU}$	$Mkt.RF_{(t)}^{JP}$	$Mkt.RF_{(t)}^{PA}$
$Mkt.RF_{(t-1)}^{US}$	0,116* [1,716]	0,088 [0,854]	0,219*** [3,155]	0,303*** [2,785]	0,110 [1,181]
$Mkt.RF_{(t-1)}^{EM}$	-0,085 [-1,456]	0,187** [2,110]	0,046 [0,772]	0,167* [1,777]	0,139* [1,724]
$Mkt.RF_{(t-1)}^{EU}$	0,038 [0,594]	-0,080 [-0,820]	-0,083 [-1,249]	-0,242** [-2,332]	-0,092 [-1,040]
$Mkt.RF_{(t-1)}^{JP}$	0,024 [0,685]	0,028 [0,530]	0,021 [0,593]	0,061 [1,088]	0,063 [1,324]
$Mkt.RF_{(t-1)}^{PA}$	0,052 [0,841]	0,008 [0,085]	-0,004 [-0,060]	-0,108 [-1,073]	-0,043 [-0,506]
(Intercept)	0,012*** [4,213]	0,012*** [2,790]	0,011*** [3,946]	0,008* [1,704]	0,011*** [2,738]
$VIX_{(t)}$	-0,129*** [-16,312]	-0,130*** [-10,834]	-0,122*** [-15,050]	-0,073*** [-5,696]	-0,131*** [-12,030]
$DXY_{(t)}$	-0,274*** [-3,721]	-0,463*** [-4,144]	-1,026*** [-13,555]	-0,708*** [-5,974]	-0,620*** [-6,096]
$Liquidity_{(t)}$	0,082*** [2,897]	0,137*** [3,174]	0,101*** [3,455]	0,105** [2,294]	0,153*** [3,906]
$Gold_{(t)}$	0,022 [1,461]	0,110*** [4,855]	-0,006 [-0,383]	0,031 [1,315]	0,109*** [5,308]
$Volatile_{(t)}^{US}$	0,005 [1,102]	-0,003 [-0,367]	0,004 [0,861]	-0,008 [-1,097]	-0,007 [-1,151]
$Volatile_{(t)}^{EM}$	-0,014** [-2,414]	-0,023*** [-2,646]	-0,007 [-1,220]	-0,016* [-1,769]	-0,020** [-2,519]
$Volatile_{(t)}^{EU}$	-0,007 [-1,389]	0,001 [0,191]	-0,017*** [-2,755]	-0,0001 [-0,012]	0,008 [1,177]
$Volatile_{(t)}^{JP}$	-0,004 [-1,181]	-0,003 [-0,493]	-0,004 [-1,208]	-0,002 [-0,350]	0,002 [0,396]
$Volatile_{(t)}^{PA}$	0,004 [0,891]	0,006 [0,799]	0,001 [0,264]	0,007 [0,856]	0,005 [0,783]
Число наблюдений	365	365	365	365	365
Скоп. R2	0,510	0,424	0,598	0,238	0,478
F-статистика	28,024***	20,164***	39,639***	9,105***	24,796***

П р и м е ч а н и е. В квадратных скобках указаны t-статистики Стьюдента. Оценки параметров регрессии, значимые на уровнях 10, 5 и 1 %, отмечены символами *, ** и *** соответственно.

Тест Грэнджера на причинность

Тестируемая гипотеза	Значение тестовой статистики
Рынок US не является причиной по Грэнджеру для остальных рынков	4,0079***
Рынки EM не являются причиной по Грэнджеру для остальных рынков	2,5397**
Рынки EU не являются причиной по Грэнджеру для остальных рынков	1,5066
Рынок JP не является причиной по Грэнджеру для остальных рынков	0,4127
Рынки RA не являются причиной по Грэнджеру для остальных рынков	0,5081

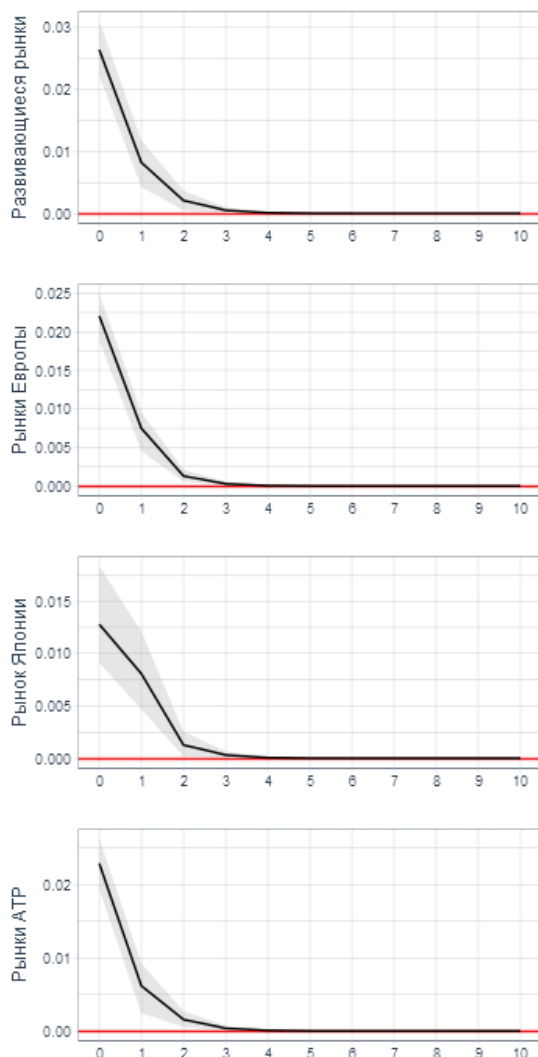


Рис. 2. Функции импульсных откликов в ответ на шоки рынка США

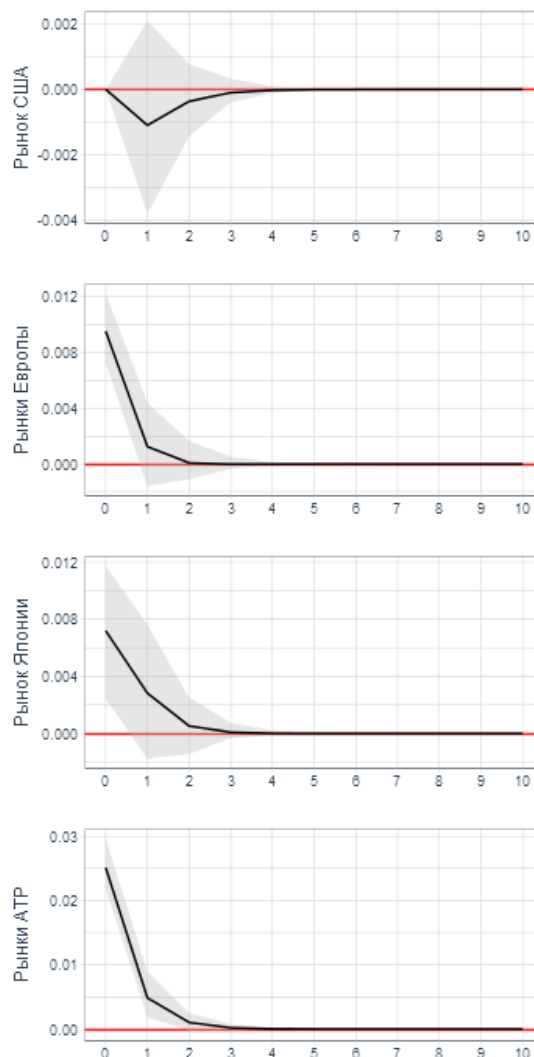


Рис. 3. Функции импульсных откликов в ответ на шоки развивающихся рынков

за причинности по Грэнджеру (табл. 13) была выявлена лишь односторонняя каузальность.

Для визуализации отличий в сходимости рынков к равновесному значению нами построены импульсные отклики избыточной доходности рынка для всех пар с выявленной односторонней каузальностью (рис. 2, 3). Темные области соответствуют 95%-му доверительному интервалу. Временной период по горизон-

тальной оси соответствует одному месяцу. По вертикальной оси отражен процентный вклад шоков на рынке в уровень избыточной доходности на остальных рынках.

Представленные функции импульсного отклика показывают, что процесс приспособления рынков к равновесию в ответ на шоки рынка США занимает около полугода, тогда как к шокам на развивающихся рынках остальные

рынки (за исключением рынка США) приспосабливаются менее чем за квартал.

Таким образом, наличие односторонних каузальных связей характерно для рынков с относительно более высоким уровнем капитализации. В нашем исследовании к таковым относятся рынок США и развивающиеся рынки. О наличии двусторонней связи этих рынков косвенно может свидетельствовать статистически значимое влияние режима высокой волатильности развивающихся рынков на избыточную доходность рынка США.

Обсуждение результатов

Проведенное исследование вносит научный вклад в актуальное международное знание в нескольких аспектах.

Во-первых, проведены идентификация и сравнительный анализ скрытых состояний на наиболее капитализированных фондовых рынках. Выделенные скрытые состояния соответствуют кризисным явлениям в национальных и глобальной экономиках, в значительной степени определяют уровень риска операций с финансовыми инструментами. В этом смысле наша работа тематически близка исследованиям Chen [13], Hauptmann et al. [29] и Baiardi et al. [6]. В указанных работах использовались модели с Марковскими переключениями для исследования особенностей проявлений кризисных явлений на фондовых рынках. Для объяснения рыночных режимов Chen использовал логит-модель с набором макроэкономических переменных. Hauptmann et al. исследовали турбулентные режимы в периоды роста и спада на рынках, а также разработали прогнозную модель, предсказывающую финансовые кризисы. В отличие от указанных исследователей Baiardi et al. использовал не двух-, а трехрежимную модель, изучая динамику фондового рынка США во время кризисов 2007–2009 и 2020 гг. Для объяснения режимов Baiardi et al. использовали мультиномиальную логит-модель с набором макроэкономических переменных. Настоящая работа действительно продолжает исследования указанных авторов, однако ее главное отличие заключается в объяснении смены режимов за счет внутреннего рыночного механизма, идентифицируемого с помощью компонент финансовой турбулентности. Надежность результатов обеспечена логит-моделью, в которой в качестве объясняющих используются переменные, характеризующие

введенные в работе скрытые состояния рынка. Кроме того, были выявлены каузальные связи между мировыми фондовыми рынками с высокой капитализацией с учетом режимов их функционирования в спокойные и кризисные периоды.

Во-вторых, в работе предложена авторская классификация скрытых состояний фондового рынка и дана их содержательная интерпретация. В основе идентификации скрытых режимов лежат изолированные изменения уровней недиверсифицируемых ортогональных компонент финансовой турбулентности, описывающих рыночный корреляционный и ценовой риски. Работа позволяет обобщить и согласовать результаты Kritzman & Li [35] и Kinlaw & Turkington [33], полученные при исследовании скрытых режимов в терминах корреляции, а также результаты Chevallier & Goutte [14] и Kirkby & Nguyen [34], полученные в терминах скачкообразных изменений волатильности. Такое понимание существенных характеристик рыночного режима дает более полное представление о его природе и причинах.

Заключение

Фондовый рынок представляет собой сложную систему, пребывающую в постоянном развитии. Подверженность этого рынка воздействию относительно уникальных кризисных явлений в экономике на протяжении всей финансовой истории проявляется в том, что показатели доходности и риска операций с его инструментами демонстрируют устойчивую циклическую динамику. В настоящей работе произведена оценка влияния кризисных явлений в экономике на числовые характеристики избыточной доходности крупнейших мировых фондовых рынков с использованием моделей с Марковскими переключениями режимов. Выборочная совокупность содержит несколько известных экономических кризисов, в том числе кризис, спровоцированный пандемией COVID-19.

В ходе эмпирического анализа на основе Байесовского информационного критерия установлено, что оптимально рассматривать всего два режима: режим высокой волатильности и режим низкой волатильности. Использование двухрежимных моделей, имеющих в своем составе две спецификации, позволило выявить значимые различия в поведении фондовых рын-

ков на различных отрезках времени. В рамках исследования было установлено, что в периоды, сопровождающиеся кризисными явлениями в экономике, доминирующим на рынке режимом является режим высокой волатильности.

В исследовании рассматривается подход к идентификации скрытых состояний фондового рынка. В основу определения скрытого состояния положена декомпозиция финансовой турбулентности фондового рынка на амплитудную и корреляционную составляющие. Амплитудная составляющая финансовой турбулентности позволяет идентифицировать атипичные значения волатильности доходностей активов по отношению к их историческим нормам, т. е. отражает ценовой риск в масштабах всего рынка. Корреляционная составляющая изолированно от амплитудной показывает, насколько аномальным является взаимодействие между активами в анализируемом моменте, т. е. характеризует относительный уровень корреляционного риска на рынке.

По результатам проведенной в работе параметрической идентификации логит-модели, где в качестве объясняющих переменных использованы индикаторы скрытых состояний фондовых рынков, показано, что идентификация скрытых состояний фондового рынка предоставляет дополнительную информацию о грядущем изменении или сохранении действующего режима.

С помощью модели векторной авторегрес-

сии, описывающей динамику избыточной доходности рынков, были исследованы каузальные связи между рынками. Выявлено, что для высококапитализированных рынков, а именно рынка США и развивающихся рынков, характерны односторонние каузальные связи. Приспособление рынков к равновесию в ответ на шоки рынка США происходит почти вдвое медленнее, чем в ответ на шоки развивающихся рынков. Интересным представляется тот факт, что импульсные отклики рынков в ответ на шоки рынка США статистически значимы на всех рынках, а в ответ на шоки развивающихся рынков – на всех, кроме рынка США. Однако о наличии влияния развивающихся рынков на рынок США свидетельствует статистически значимая оценка при индикаторе режима высокой волатильности развивающихся рынков в уравнении для избыточной доходности рынка США. Таким образом, можно утверждать, что высокая капитализация рынка формирует необходимую причину изменений в динамике относительно рынков с низкой капитализацией, оказывая влияние на их основные показатели доходности и риска.

Конфликт интересов

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Библиографический список

1. Aimer N. M., Lusta A. A. Exchange rates and oil price under uncertainty and regime switching: A Markov-switching VAR approach // *Economic Journal of Emerging Markets*. 2021. № 2 (13). P. 200–215.
2. Alemany N., Aragón V., Salvador E. Lead-lag relationship between spot and futures stock indexes: Intraday data and regime-switching models // *International Review of Economics and Finance*. 2020. (68). P. 269–280.
3. Amihud Y. Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects // *Journal of Financial Markets*. 2002. № 1 (5). P. 31–56.
4. Amihud Y., Mendelson H. Asset pricing and the bid-ask spread // *Journal of Financial Economics*. 1986. № 2 (17). P. 223–249.
5. Andersson M., Krylova E., Vähämaa S. Why does the correlation between stock and bond returns vary over time? // *Applied Financial Economics*. 2008. № 2 (18). P. 139–151.
6. Baiardi L. C. et al. The dynamics of the S&P 500 under a crisis context: Insights from a three-regime switching model // *Risks*. 2020. № 3 (8). P. 1–15.
7. Baumeister R. F. et al. Bad Is Stronger Than Good // *Review of General Psychology*. 2001. № 4 (5). P. 323–370.
8. Baur D. G., Lucey B. M. Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold // *Financial Review*. 2010. № 2 (45). P. 217–229.
9. Beek M. van et al. Regime switching affine processes with applications to finance // *Finance and Stochastics*. 2020. № 2 (24). P. 309–333.
10. Carpentier J. F. Anything but gold – The golden constant revisited // *Journal of Commodity Markets*. 2021.
11. Chaieb I., Errunza V., Langlois H. How is liquidity priced in global markets? // *Review of Financial Studies*. 2021. № 9 (34). P. 4216–4268.
12. Charles A., Darné O. Large shocks in the volatility of the Dow Jones Industrial Average index:

1928–2013 // *Journal of Banking and Finance*. 2014. № 1 (43). P. 188–199.

13. *Chen S. S.* Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators // *Journal of Banking and Finance*. 2009. № 2 (33). P. 211–223.

14. *Chevallier J., Goutte S.* Detecting jumps and regime switches in international stock markets returns // *Applied Economics Letters*. 2015. № 13 (22). P. 1011–1019.

15. *Chiang S.-M.* The Relationships between Implied Volatility Indexes and Spot Indexes // *Procedia – Social and Behavioral Sciences*. 2012. (57). P. 231–235.

16. *Chordia T., Roll R., Subrahmanyam A.* Commodity in liquidity // *Journal of Financial Economics*. 2000. № 1 (56). P. 3–28.

17. *Chow G. et al.* Optimal Portfolios in Good Times and Bad // *Financial Analysts Journal*. 1999. № 3 (55). P. 65–73.

18. *Coakley J., Fuertes A. M.* Valuation ratios and price deviations from fundamentals // *Journal of Banking and Finance*. 2006. № 8 (30). P. 2325–2346.

19. *Costa G., Kwon R. H.* Risk parity portfolio optimization under a Markov regime-switching framework // *Quantitative Finance*. 2019. № 3 (19). P. 453–471.

20. *Diebold F. X. et al.* Regime Switching with Time-Varying Transition Probabilities // *Business Cycles*. 2020. P. 144–166.

21. *Drake P. P.* The gold-stock market relationship during COVID-19 // *Finance Research Letters*. 2021.

22. *Endovitsky D. A., Korobeinikova L. S., Korotkikh V. V.* Adaptive Portfolio Analysis based on the Trend Decomposition of a Financial Time Series: Case Study of the Moscow Exchange // *Universal Journal of Accounting and Finance*. 2021. № 5 (9). P. 1159–1168.

23. *Endovitsky D. A., Korotkikh V. V., Khripushin D. A.* Equity Risk and Return across Hidden Market Regimes // *Risks*. 2021. № 11 (9).

24. *Engle R.* Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models // *Journal of Business and Economic Statistics*. 2002. № 3 (20). P. 339–350.

25. *Giot P.* Relationships between implied volatility indexes and stock index returns // *Journal of Portfolio Management*. 2005. № 3 (31).

26. *Gong C. M., Luo D., Zhao H.* Liquidity risk and the beta premium // *Journal of Financial Research*. 2021.

27. *Hamilton J. D.* A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle // *Econometrica*. 1989. № 2 (57). P. 357.

28. *Hamilton J. D.* Analysis of time series subject to changes in regime // *Journal of Econometrics*. 1990. № 1–2 (45). P. 39–70.

29. *Hauptmann J. et al.* Forecasting market turbulence using regime-switching models // *Financial Markets and Portfolio Management*. 2014. № 2 (28). P. 139–164.

30. *Johnson N. et al.* The stock–bond correlation // *The Journal of Investment Strategies*. 2014. № 1 (4). P. 3–18.

31. *Kambouroudis D. S., McMillan D. G., Tsakou K.* Forecasting realized volatility: The role of implied volatility, leverage effect, overnight returns, and volatility of realized volatility // *Journal of Futures Markets*. 2021. № 10 (41). P. 1618–1639.

32. *Kangalli Uyar S. G., Uyar U., Balkan E.* The role of precious metals in extreme market conditions: evidence from stock markets // *Studies in Economics and Finance*. 2021.

33. *Kinlaw W., Turkington D.* Correlation surprise // *Journal of Asset Management*. 2013. № 6 (14). P. 385–399.

34. *Kirkby J., Nguyen D.* Efficient Asian Option Pricing Under Regime Switching Jump Diffusions and Stochastic Volatility Models // *SSRN Electronic Journal*. 2020.

35. *Kritzman M., Li Y.* Skulls, Financial Turbulence, and Risk Management // *Financial Analysts Journal*. 2010. № 5 (66). P. 30–41.

36. *Li H., Novy-Marx R., Velikov M.* Liquidity Risk and Asset Pricing // *Critical Finance Review*. 2019. № 1–2 (8). P. 223–255.

37. *Liu P. P., Xu K., Zhao Y.* Market regimes, sectorial investments, and time-varying risk premiums // *International Journal of Managerial Finance*. 2011. № 2 (7). P. 107–133.

38. *Liu Y. et al.* Detection of volatility regime-switching for crude oil price modeling and forecasting // *Resources Policy*. 2020. (69).

39. *Mahalanobis P. C.* Analysis of race-mixture in Bengal // *Journal of the Asiatic Society of Bengal*. 1925. № 24. P. 301.

40. *Mahalanobis P. C.* On the Generalized Distance in Statistics // *Proceedings of the National Institute of Sciences of India*. 1936. № 1 (2). P. 49–55.

41. *Matos P., Costa A., Silva C. da* COVID-19, stock market and sectoral contagion in US: a time-frequency analysis // *Research in International Business and Finance*. 2021. (57).

42. *Mittal R., Narwal K. P., Sheera V. P.* Risk-return relationship in Asian, American and European stock markets // *Singapore Economic Review*. 2020.

43. *Naidu D., Ranjeeni K.* Effect of coronavirus fear on the performance of Australian stock returns: Evidence from an event study // *Pacific Basin Finance Journal*. 2021. (66).

44. *Nejadmalayeri A.* Asset liquidity, business risk, and beta // *Global Finance Journal*. 2021. (48).

45. *Ni Y., Day M. Y., Huang P.* Trading stocks following sharp movements in the USDX, GBP/USD, and USD/CNY // *Financial Innovation*. 2020. № 1 (6).

46. *Nystrup P., Madsen H., Lindström E.* Dynamic portfolio optimization across hidden market regimes // *Quantitative Finance*. 2018. № 1 (18). P. 83–95.

47. *O'Donnell N., Shannon D., Sheehan B.* Immune or at-risk? Stock markets and the significance of the

COVID-19 pandemic // Journal of Behavioral and Experimental Finance. 2021. (30).

48. *Orcutt G. H.* A Study of the Autoregressive Nature of the Time Series Used for Tinbergen's Model of the Economic System of the United States, 1919–1932 // Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological). 1948. № 1 (10). P. 1–45.

49. *Page S., Panariello R. A.* When diversification fails // Financial Analysts Journal. 2018. № 3 (74). P. 19–32.

50. *Paolella M. S., Polak P., Walker P. S.* Regime switching dynamic correlations for asymmetric and fat-tailed conditional returns // Journal of Econometrics. 2019. № 2 (213). P. 493–515.

51. *Pastor L., Stambaugh R. F.* Liquidity risk and expected stock returns // Journal of Political Economy. 2003. № 3 (111). P. 642–685.

52. *Pastor L., Stambaugh R. F.* Liquidity Risk After 20 Years // SSRN Electronic Journal. 2019.

53. *Perez-Quiros G., Timmermann A.* Firm size and cyclical variations in stock returns // Journal of Finance. 2000. № 3 (55). P. 1229–1262.

54. *Pontiff J., Singla R.* Liquidity Risk? // Critical Finance Review. 2019. № 1–2 (8). P. 257–276.

55. *Potrykus M.* The share of investments in gold and oil using the example of selected European stock exchanges – A comparative analysis // Cogent Economics and Finance. 2021. № 1 (9).

56. *Roubaud D., Arouri M.* Oil prices, exchange rates and stock markets under uncertainty and regime-switching // Finance Research Letters. 2018. № 27. P. 28–33.

57. *Sargent T. J., Sims C. A.* Empirical Macroeconomics // The Indian Economic Journal. 2012. № 4 (59). P. 3–33.

58. *Schwert G. W.* Stock Volatility During the Recent Financial Crisis // SSRN Electronic Journal. 2012.

59. *Seven Ü., Yilmaz F.* World equity markets and COVID-19: Immediate response and recovery prospects // Research in International Business and Finance. 2021. (56).

60. *Su E.-D., Fen Y.-G.* The affect of the U.S. dollar index, U.S. stocks and the currency exchange on the Taiwan stock market during the financial tsunami // Journal of Statistics and Management Systems. 2011. № 4 (14). P. 789–813.

61. *Szulczyk K. R., Zhang C.* Switching-regime regression for modeling and predicting a stock market return // Empirical Economics. 2020. № 5 (59). P. 2385–2403.

62. *Wold H. O. A.* A Generalization of Causal Chain Models // Econometrica. 1960. № 2 (28). P. 443–463.

63. *Yaya O. O. S. et al.* How fearful are commodities and US stocks in response to global fear? Persistence and cointegration analyses // Resources Policy. 2021. (74).

Ендовицкий Дмитрий Александрович, д-р экон. наук, профессор, ректор, вице-президент Российского союза ректоров, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация

E-mail: rector@vsu.ru

ORCID ID: 0000-0002-0030-0252

Коротких Вячеслав Владимирович, канд. экон. наук, доцент кафедры информационных технологий и математических методов в экономике, Воронежский государственный университет, Воронеж, Российская Федерация

E-mail: korotkikh@econ.vsu.ru

ORCID ID: 0000-0001-9029-7466

Поступила в редакцию 25.11.2021

Подписана в печать 25.12.2021



Accounting, statistics

Original article

UDC 336.7

DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2022.1/3842>

JEL: G11; G11; G17

Regime shifts in equity risk premium: international evidence

D. A. Endovitsky¹, V. V. Korotkikh^{2✉}

^{1,2} Voronezh State University, 1 University sq., Voronezh, 394018, Russian Federation

Introduction. The academic discussion dedicated to the specific features of financial crises is focused on the analysis of historical volatility patterns. Most researchers point out that strong long-term fluctuations on stock markets are typical for financial crises. Similar reactions to economic crises can be found throughout financial history. Both academic communities and stock markets participants are interested in the search for driving forces that stimulate such kind of behaviour.

Purpose. Studying the influence of the scale of national stock markets and various economic crises on the risk level of operations with financial instruments.

Methods. Latent modes were identified using Markov switching models. The determination of latent market states was based on the ratio of the components of financial turbulence that characterise the isolated changes in correlated risks and volatility. The influence of the scale of stock markets on the profitability and risk of operations with financial instruments was assessed using the vector autoregression model.

Results. The influence of economic crises on the quantitative characters of the excess returns of the world's largest stock markets was assessed using two-mode Markov switching models and revealed significant differences in the behaviour of stock markets at different time intervals. It was established that the high volatility regime dominates the market during the periods accompanied by economic crises. Through the combination of typical and atypical values of the financial turbulence components we identified four latent market states that provide additional information on the further changes in the current market regimes or lack thereof. Unilateral causal connections are typical for markets with high capitalisation. Markets adapt to the USA market shocks almost twice as slower as compared to the shocks of developing markets.

Conclusions. The identified dependences allow increasing the explanatory and prognostic potential of statistical risk analysis in national stock markets.

Key words: Markov property, factor models, recession.

For citation: Endovitsky, D. A., Korotkikh, V. V. (2022) Regime shifts in equity risk premium: international evidence. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Economics and Management.* (1), 3–27. (In Russ., abstract in Eng.). DOI: <https://doi.org/10.17308/econ.2022.1/3842>

Conflict of Interest

The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

References

1. Aimer, N. M., & Lusta, A. A. (2021). Exchange rates and oil price under uncertainty and regime switching: A Markov-switching VAR approach. *Economic Journal of Emerging Markets*, 13(2), 200–215. <https://doi.org/10.20885/ejem.vol13.iss2.art9>
2. Alemany, N., Aragón, V., & Salvador, E. (2020). Lead-lag relationship between spot and futures stock indexes: Intraday data and regime-switching models. *International Review of Economics and Finance*, 68, 269–280. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2020.03.009>
3. Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, 5(1), 31–56. [https://doi.org/10.1016/S1386-4181\(01\)00024-6](https://doi.org/10.1016/S1386-4181(01)00024-6)
4. Amihud, Y., & Mendelson, H. (1986). Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, 17(2), 223–249. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(86\)90065-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(86)90065-6)
5. Andersson, M., Krylova, E., & Vähämaa, S. (2008). Why does the correlation between stock and bond returns vary over time? *Applied Financial Economics*, 18(2), 139–151. <https://doi.org/10.1080/09603100601057854>
6. Baiardi, L. C., Costabile, M., De Giovanni, D., Lamantia, F., Leccadito, A., Massabó, I., Menzietti, M., Pirra, M., Russo, E., & Staino, A. (2020). The dynamics of the S&P 500 under a crisis context: Insights from a three-regime switching model. *Risks*, 8(3), 1–15. <https://doi.org/10.3390/risks8030071>
7. Baumeister, R. F., Bratslavsky, E., Finkenauer, C., & Vohs, K. D. (2001). Bad Is Stronger Than Good. *Review of General Psychology*, 5(4), 323–370. <https://doi.org/10.1037/1089-2680.5.4.323>
8. Baur, D. G., & Lucey, B. M. (2010). Is gold a hedge or a safe haven? An analysis of stocks, bonds and gold. *Financial Review*, 45(2), 217–229. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2010.00244.x>
9. van Beek, M., Mandjes, M., Spreij, P., & Winands, E. (2020). Regime switching affine processes with applications to finance. *Finance and Stochastics*, 24(2), 309–333. <https://doi.org/10.1007/s00780-020-00419-2>
10. Carpentier, J. F. (2021). Anything but gold - The golden constant revisited. *Journal of Commodity Markets*. <https://doi.org/10.1016/j.jcomm.2021.100170>
11. Chaieb, I., Errunza, V., & Langlois, H. (2021). How is liquidity priced in global markets? *Review of Financial Studies*, 34(9), 4216–4268. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa125>
12. Charles, A., & Darné, O. (2014). Large shocks in the volatility of the Dow Jones Industrial Average index: 1928–2013. *Journal of Banking and Finance*, 43(1), 188–199. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.03.022>
13. Chen, S. S. (2009). Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators. *Journal of Banking and Finance*, 33(2), 211–223. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.07.013>
14. Chevallier, J., & Goutte, S. (2015). Detecting jumps and regime switches in international stock markets returns. *Applied Economics Letters*, 22(13), 1011–1019. <https://doi.org/10.1080/13504851.2014.995356>
15. Chiang, S.-M. (2012). The Relationships between Implied Volatility Indexes and Spot Indexes. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 57, 231–235. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.1179>
16. Chordia, T., Roll, R., & Subrahmanyam, A. (2000). Commonality in liquidity. *Journal of Financial Economics*, 56(1), 3–28. [https://doi.org/10.1016/S0304-405X\(99\)00057-4](https://doi.org/10.1016/S0304-405X(99)00057-4)
17. Chow, G., Jacquier, E., Kritzman, M., & Lowry, K. (1999). Optimal Portfolios in Good Times and Bad. *Financial Analysts Journal*, 55(3), 65–73. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n3.2273>
18. Coakley, J., & Fuertes, A. M. (2006). Valuation ratios and price deviations from fundamentals. *Journal of Banking and Finance*, 30(8), 2325–2346. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.08.004>
19. Costa, G., & Kwon, R. H. (2019). Risk parity portfolio optimization under a Markov regime-switching framework. *Quantitative Finance*, 19(3), 453–471. <https://doi.org/10.1080/14697688.2018.1486036>
20. Diebold, F. X., Lee, J.-H., Weinbach, G., & C. (2020). Regime Switching with Time-Varying Transition Probabilities. *Business Cycles*, 144–166. <https://doi.org/10.2307/j.ctv15r57n1.11>
21. Drake, P. P. (2021). The gold-stock market relationship during COVID-19. *Finance Research Letters*. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102111>
22. Endovitsky, D. A., Korobeinikova, L. S., & Korotkikh, V. V. (2021). Adaptive Portfolio Analysis based on the Trend Decomposition of a Financial Time Series: Case Study of the Moscow Exchange. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 9(5), 1159–1168. <https://doi.org/10.13189/ujaf.2021.090525>
23. Endovitsky, D. A., Korotkikh, V. V., & Khripushin, D. A. (2021). Equity Risk and Return across Hidden Market Regimes. *Risks*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/risks9110188>
24. Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20(3), 339–350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
25. Giot, P. (2005). Relationships between implied volatility indexes and stock index returns. *Journal of Portfolio Management*, 31(3). <https://doi.org/10.3905/jpm.2005.500363>
26. Gong, C. M., Luo, D., & Zhao, H. (2021). Liquidity risk and the beta premium. *Journal of Financial Research*. <https://doi.org/10.1111/jfr.12263>
27. Hamilton, J. D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle. *Econometrica*, 57(2), 357. <https://doi.org/10.2307/1912559>

28. Hamilton, J. D. (1990). Analysis of time series subject to changes in regime. *Journal of Econometrics*, 45(1–2), 39–70. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(90\)90093-9](https://doi.org/10.1016/0304-4076(90)90093-9)
29. Hauptmann, J., Hoppenkamps, A., Min, A., Ramsauer, F., & Zagst, R. (2014). Forecasting market turbulence using regime-switching models. *Financial Markets and Portfolio Management*, 28(2), 139–164. <https://doi.org/10.1007/s11408-014-0226-0>
30. Johnson, N., Naik, V., Page, S., Pedersen, N., & Sapra, S. (2014). The stock–bond correlation. *The Journal of Investment Strategies*, 4(1), 3–18. <https://doi.org/10.21314/jois.2015.034>
31. Kambouroudis, D. S., McMillan, D. G., & Tsakou, K. (2021). Forecasting realized volatility: The role of implied volatility, leverage effect, overnight returns, and volatility of realized volatility. *Journal of Futures Markets*, 41(10), 1618–1639. <https://doi.org/10.1002/fut.22241>
32. Kangalli Uyar, S. G., Uyar, U., & Balkan, E. (2021). The role of precious metals in extreme market conditions: evidence from stock markets. *Studies in Economics and Finance*. <https://doi.org/10.1108/SEF-04-2021-0128>
33. Kinlaw, W., & Turkington, D. (2013). Correlation surprise. *Journal of Asset Management*, 14(6), 385–399. <https://doi.org/10.1057/jam.2013.27>
34. Kirkby, J., & Nguyen, D. (2020). Efficient Asian Option Pricing Under Regime Switching Jump Diffusions and Stochastic Volatility Models. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3575594>
35. Kritzman, M., & Li, Y. (2010). Skulls, Financial Turbulence, and Risk Management. *Financial Analysts Journal*, 66(5), 30–41. <https://doi.org/10.2469/faj.v66.n5.3>
36. Li, H., Novy-Marx, R., & Velikov, M. (2019). Liquidity Risk and Asset Pricing. *Critical Finance Review*, 8(1–2), 223–255. <https://doi.org/10.1561/104.00000076>
37. Liu, P. P., Xu, K., & Zhao, Y. (2011). Market regimes, sectorial investments, and time-varying risk premiums. *International Journal of Managerial Finance*, 7(2), 107–133. <https://doi.org/10.1108/17439131111122120>
38. Liu, Y., Sun, H., Zhang, J., & Taghizadeh-Hesary, F. (2020). Detection of volatility regime-switching for crude oil price modeling and forecasting. *Resources Policy*, 69. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101669>
39. Mahalanobis, P. C. (1925). Analysis of race-mixture in Bengal. *Journal of the Asiatic Society of Bengal*, 24, 301. <http://library.isical.ac.in/jspui/handle/10263/1622>
40. Mahalanobis, P. C. (1936). On the Generalized Distance in Statistics. *Proceedings of the National Institute of Sciences of India*, 2(1), 49–55.
41. Matos, P., Costa, A., & da Silva, C. (2021). COVID-19, stock market and sectoral contagion in US: a time-frequency analysis. *Research in International Business and Finance*, 57. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2021.101400>
42. Mittal, R., Narwal, K. P., & Sheera, V. P. (2020). Risk-return relationship in Asian, American and European stock markets. *Singapore Economic Review*. <https://doi.org/10.1142/S0217590820500411>
43. Naidu, D., & Ranjeeni, K. (2021). Effect of coronavirus fear on the performance of Australian stock returns: Evidence from an event study. *Pacific Basin Finance Journal*, 66. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2021.101520>
44. Nejadmalayeri, A. (2021). Asset liquidity, business risk, and beta. *Global Finance Journal*, 48. <https://doi.org/10.1016/j.gfj.2020.100560>
45. Ni, Y., Day, M. Y., & Huang, P. (2020). Trading stocks following sharp movements in the USDX, GBP/USD, and USD/CNY. *Financial Innovation*, 6(1). <https://doi.org/10.1186/s40854-020-00190-5>
46. Nystrup, P., Madsen, H., & Lindström, E. (2018). Dynamic portfolio optimization across hidden market regimes. *Quantitative Finance*, 18(1), 83–95. <https://doi.org/10.1080/14697688.2017.1342857>
47. O'Donnell, N., Shannon, D., & Sheehan, B. (2021). Immune or at-risk? Stock markets and the significance of the COVID-19 pandemic. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 30. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2021.100477>
48. Orcutt, G. H. (1948). A Study of the Autoregressive Nature of the Time Series Used for Tinbergen's Model of the Economic System of the United States, 1919–1932. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 10(1), 1–45. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1948.tb00001.x>
49. Page, S., & Panariello, R. A. (2018). When diversification fails. *Financial Analysts Journal*, 74(3), 19–32. <https://doi.org/10.2469/faj.v74.n3.3>
50. Paoletta, M. S., Polak, P., & Walker, P. S. (2019). Regime switching dynamic correlations for asymmetric and fat-tailed conditional returns. *Journal of Econometrics*, 213(2), 493–515. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2019.07.002>
51. Pastor, L., & Stambaugh, R. F. (2003). Liquidity risk and expected stock returns. *Journal of Political Economy*, 111(3), 642–685. <https://doi.org/10.1086/374184>
52. Pastor, L., & Stambaugh, R. F. (2019). Liquidity Risk After 20 Years. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3371948>
53. Perez-Quiros, G., & Timmermann, A. (2000). Firm size and cyclical variations in stock returns. *Journal of Finance*, 55(3), 1229–1262. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00246>
54. Pontiff, J., & Singla, R. (2019). Liquidity Risk? *Critical Finance Review*, 8(1–2), 257–276. <https://doi.org/10.1561/104.00000075>
55. Potrykus, M. (2021). The share of investments in gold and oil using the example of selected European stock exchanges— A comparative analysis. *Cogent Economics and Finance*, 9(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2021.1929679>

56. Roubaud, D., & Arouri, M. (2018). Oil prices, exchange rates and stock markets under uncertainty and regime-switching. *Finance Research Letters*, 27, 28–33. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.02.032>
57. Sargent, T. J., & Sims, C. A. (2012). Empirical Macroeconomics. *The Indian Economic Journal*, 59(4), 3–33. <https://doi.org/10.1177/0019466220120402>
58. Schwert, G. W. (2012). Stock Volatility During the Recent Financial Crisis. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1812970>
59. Seven, Ü., & Yilmaz, F. (2021). World equity markets and COVID-19: Immediate response and recovery prospects. *Research in International Business and Finance*, 56. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101349>
60. Su, E.-D., & Fen, Y.-G. (2011). The affect of the U.S. dollar index, U.S. stocks and the currency exchange on the Taiwan stock market during the financial tsunami. *Journal of Statistics and Management Systems*, 14(4), 789–813. <https://doi.org/10.1080/09720510.2011.10701586>
61. Szulczyk, K. R., & Zhang, C. (2020). Switching-regime regression for modeling and predicting a stock market return. *Empirical Economics*, 59(5), 2385–2403. <https://doi.org/10.1007/s00181-019-01763-9>
62. Wold, H. O. A. (1960). A Generalization of Causal Chain Models. *Econometrica*, 28(2), 443–463.
63. Yaya, O. O. S., Gil-Alana, L. A., Adekoya, O. B., & Vo, X. V. (2021). How fearful are commodities and US stocks in response to global fear? Persistence and cointegration analyses. *Resources Policy*, 74. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102273>
-

Dmitry A. Endovitsky, Dr. Sci. (Econ.), Full Prof., Rector, Vice-President of the Russian Rector's Union, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

E-mail: rector@vsu.ru

ORCID ID: 0000-0002-0030-0252

Viacheslav V. Korotkikh, Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof., IT and Mathematical Methods in Economics Department, Voronezh State University, Voronezh, Russian Federation

E-mail: korotkikh@econ.vsu.ru

ORCID ID: 0000-0001-9029-7466

Received 25.11.2021

Accepted 25.12.2021