

УДК 336.767
DOI 10.22213/2618-9763-2024-4-52-63

С. П. Сырыгин, кандидат технических наук
Е. А. Волохин, магистрант
Ижевский государственный технический университет имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

ОЦЕНКА МЕЖВРЕМЕННОГО СИСТЕМАТИЧЕСКОГО РИСКА НА ПРИМЕРЕ РОССИЙСКОГО ФОНДОВОГО РЫНКА

Статья посвящена исследованию систематического риска на примере российского фондового рынка. Предлагается проводить оценку риска на основе межвременной динамической бета с использованием современных многомерных моделей DCC-GARCH, GJR-DCC-GARCH, ADCC-GARCH. Исходным материалом были доходности дневных временных рядов индекса MSCI World, основного и восьми отраслевых индексов Мосбиржи в период с 13.12.2019 по 05.06.2024 год. Для построения GARCH-моделей в рядах доходностей были обнаружены гетероскедастичность, стационарность и отклонение от нормального распределения. На основе сравнения моделей с нормальным распределением и распределением Стьюдента на прогностическую точность с использованием техники кросс-валидации и теста Диболта – Мариано была определена модель ADCC-GARCH с нормальным распределением, которая обеспечивает более точный прогноз. В результате сравнения статистического критерия Акаике и логарифма правдоподобия между моделями выявилось, что наиболее точной моделью является GJR-DCC-GARCH. На основе анализа модели ADCC-GARCH было установлено, что наиболее восприимчивы к недавним шокам и негативным новостям являются индексы транспорта и финансов, наименее восприимчив сектор телекоммуникаций. Определено, что наиболее чувствительной условной корреляцией к мировому рынку по модели ADCC-GARCH обладает индекс электроэнергетики, а долгосрочную «память» корреляций имеет индекс транспорта. На основе описательной статистики бета-индексов Мосбиржи и теста Харки – Бера определено, что индекс нефти и газа имеет наименее экстремальные колебания. В результате визуального анализа доходностей индекса MSCI World и индекса Мосбиржи была установлена тенденция снижения корреляции между глобальным и российским фондовым рынком, что говорит о деглобализации экономики России.

Ключевые слова: систематический риск; динамическая бета; обобщенная авторегрессионная условная гетероскедастичность; волатильность; корреляция; фондовый рынок; GARCH-модель.

Введение

В условиях нестабильности на финансовых рынках инвестиции подвержены высокому риску, об этом отмечено в докладе Э. Набиуллиной¹ и обращении В. Путина к Федеральному собранию². Это очень важно при формировании инвестиционной стратегии пенсионными фондами и другими участниками финансового рынка в условиях санкций. Ни один фондовый рынок не является независимым от остального мира [1].

В настоящее время российская экономика сильно зависит от экспорта сырья, доля нефтегазовых доходов в наполнении федерального бюджета России в январе – сентябре 2024 г. достигла 31,7 %³. На волатильность товарных рынков и доходность компаний-экспортеров влияют геополитические факторы, например, Фан и Шао показали, что конфликт между Россией и Украиной значительно повышает волатильность сельскохозяйственных, металлургических

© Сырыгин С. П., Волохин Е. А., 2024

¹ Заявление Председателя Банка России Эльвиры Набиуллиной по итогам заседания Совета директоров Банка России 25 октября 2024 года. URL: <https://www.cbr.ru/press/event/?id=21111> (дата обращения: 25.10.2024).

² Путин заявил о планах удвоить капитализацию фондового рынка к 2030 году. URL: <https://www.rbc.ru/quote/news/article/65e05bd49a794704415b7f6e> (дата обращения: 29.02.2024).

³ Доля нефтегазовых доходов бюджета в 2024 году растет выше плана. URL: https://www.vedomosti.ru/analytics/krupnyu_plan/articles/2024/10/30/1071779-dolya-neftegazovih-dohodov-byudzheta-2024-rastet-vishe-plana (дата обращения: 30.10.2024).

и энергетических рынков как по экономическим, так и по финансовым каналам [2]. Оценка волатильности фондового рынка особо актуальна в период кризисов [3], поэтому методика контроля за своими рисками в инвестиционном портфеле является актуальной задачей. Оптимизация стратегий хеджирования имеет самое важное значение в теории портфелей и управлении рисками, которая обеспечивает минимизацию рисков портфеля при достижении желаемого уровня доходности [4]. При этом решающее значение для управления рисками, распределения активов, выбора портфеля имеют модели дисперсии, ковариации и корреляции доходностей активов [5, 6]. Исследования с условной волатильностью и динамической условной корреляцией с помощью моделей (в том числе ассиметричных) класса *DCC-GARCH* для отраслевых акций стран ЕС проводил А. Боссман (*A. Bossman*) [7], для развитых стран (США, Великобритания, Япония) и развивающихся (Малайзия, Индонезия и Китай) проводил М. Сахабуддин (*M. Sahabuddin*) [8], для развитых стран (США и Великобритания) и развивающихся (Южная Африка, Индия, Малайзия) проводил А. Э. А. Мохаммед (*A. E. A. Mohammed*) [9]. Для российского рынка с учетом отраслевой направленности анализ не проводился.

Целью исследования является оценка систематического риска российского фондового рынка относительно мирового.

Предмет исследования – построение *DCC-GARCH*-моделей для определения динамических бета общего и секторальных индексов МосБиржи.

Задачи исследования:

1. Рассмотреть основные подходы, используемые для оценки систематического риска.

2. Оценить систематический риск с помощью многомерных моделей класса *Garch*.

В модели В. Шарпа, Д. Линтнера мера систематического риска являлась неизменной во времени. Однако нахождения постоянных бета подвергались критике, т. к. дисперсия финансовых активов и рыночных индексов изменчивы во времени, это влияет на показатель бета. По этой причине в условиях меняющегося во времени уровня сис-

тематического риска стандартные подходы по оптимизации портфеля требуют пересмотра.

Источники информации и теоретические основы оценки систематического риска

В работе анализировался российский фондовый рынок с 13.12.2019 по 06.05.2024 г. – 1147 дневных наблюдений. В качестве глобального индекса выбран индекс *Morgan Stanley Capital International (MSCI World Index (MSCI))*. Данные были взяты с сайта *MSCI*. В качестве локальных индексов использованы индексы Московской межбанковской валютной биржи (ММВБ (МОЕХ)), отраслевые индексы: химии и нефтехимии (*CH*), потребительского сектора (*CN*), финансового сектора (*FN*), сектора нефти и газа (*OG*), сектора металлов и добычи (*MM*), сектора электроэнергетики (*EU*), сектора телекоммуникаций (*TL*), сектора транспорта (*TN*). Поставщиками котировок Российского фондового рынка была Московская биржа и брокер Финам. В качестве программного обеспечения использовался статистический пакет для эконометрического анализа *Gretl, Excel*, язык программирования и среда разработки, статистических вычислений, анализа данных *R*. Все ценовые ряды были объединены и проверены на пропущенные данные.

Методология оценивания бета с временной зависимостью основана на моделях:

– обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности (*GARCH*) [10];

– обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности с динамической условной корреляцией (*DCC-GARCH*) [11];

– ассиметричной обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности с динамической условной корреляцией (*ADCC-GARCH*);

– обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности с динамической условной корреляцией и ассиметрией Глостена – Яганнатана – Ранкла (*GJR-DCC-GARCH*).

GARCH (1,1) – это модель, которая позволяет прогнозировать изменение волатильности на финансовых рынках во времени.

Она является наиболее популярной и простой формой модели $GARCH(P, Q)$:

$$h_{i,t} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}, \quad (1)$$

где $h_{i,t}$ – условная дисперсия (волатильность) актива i в момент времени t ; ω_i – константа, которая описывает базовый уровень волатильности; $\varepsilon_{i,t}$ и $\varepsilon_{m,t}$ – остатки (шоки или ошибки) активов i и m в момент времени t активов; α_i – это коэффициент, который определяет степень влияния шоков, ошибок $\varepsilon_{i,t-1}^2$ на текущую волатильность $h_{i,t}$, при условии, что $\alpha_i > 0$. $\varepsilon_{i,t-1}^2$ – квадрат остатка (ошибки) от предыдущего периода $t - 1$, что представляет собой «шок» или неожиданную информацию на момент $t - 1$, $\alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2$ ($ARCH$ -компонент) – описывает влияние прошлых шоков на текущую волатильность; β_i – это коэффициент, который определяет степень влияния волатильности предыдущего периода h_{t-1} на текущую волатильность h_t , $\beta_i \geq 0$. $\beta_i h_{t-1}$ – ($GARCH$ -компонент) определяет, насколько сильно волатильность из предыдущего периода h_{t-1} влияет на текущую волатильность h_t . $\alpha_i + \beta_i < 1$ – условие стационарности модели. Оно гарантирует, что дисперсия со временем не будет расти бесконечно, а модель будет стремиться к устойчивому долгосрочному уровню волатильности.

Остатки в момент времени t определяются по формуле

$$\varepsilon_t = \sqrt{h_t} z_t,$$

где z_t – стандартизированная случайная величина с нулевым средним и единичной дисперсией $z_t \sim N(0, 1)$.

Недостатки модели: $GARCH$ -модель не учитывает асимметричность на рынке и эффект рычага [12], также она предполагает изменчивость во времени только одного параметра (дисперсию локального или глобального индексов), в то время как оба параметра и ковариация обоих финансовых инструментов могут сильно колебаться во времени. В период выбросов (резких рыночных колебаний в результате кризисов) снижается точность прогнозов волатильности [13].

При построении оптимального портфеля необходимо анализировать совместную динамику доходностей нескольких активов, поэтому рассмотрим многомерную $DCC-GARCH$ -модель. $DCC-GARCH$ позволяет анализировать взаимосвязь между несколькими активами или индексами. Она позволяет напрямую оценить изменяющуюся во времени корреляцию между активами [14]. Преимущество модели в том, что она имеет только 2 параметра для моделирования динамики корреляции, но при этом она работает так же, как модели с гораздо большим количеством параметров [15]. Модели $DCC-GARCH$ строятся отдельно для каждой пары локального i и глобального m индексов с момента времени t до момента времени i .

Алгоритм моделирования многомерных моделей следующий: оценка одномерных моделей волатильности, расчет стандартизированных остатков, обновление матрицы Q_t с учетом динамических изменений, нормализация Q_t для получения корреляций R_t , формирование полной ковариационной матрицы H_t , определение динамической бета. Остатки ε_t в момент времени t активов определяется по формуле

$$\varepsilon_t = H_t^{-\frac{1}{2}} \cdot z_t,$$

где H_t – является $N \times N$ условной ковариационной матрицей стандартных отклонений ε_t в момент времени t , которая описывает условные дисперсии и ковариации между различными активами или временными рядами; z_t – вектор независимых одинаково распределенных нормальных случайных величин. Оценка и прогнозирование изменяющейся во времени ковариационной матрицы доходности активов являются основным фактором в плане распределения активов, управление рисками и измерения систематического риска [16]. Любую ковариационную матрицу можно представить в виде произведения DRD [17]:

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (2)$$

где D_t – $N \times N$ диагональная матрица условных стандартных отклонений индекса m – $\varepsilon_{m,t}$ и индекса i – $\varepsilon_{i,t}$ в момент времени t . R_t является условной корреляционной $N \times N$

матрицей стандартизированных остатков ε_t в момент времени t . Основная идея *DCC*-моделей – это раздельное моделирование волатильностей и корреляций. D_t – с помощью *GARCH*, R_t – с помощью динамических уравнений.

На первом этапе для временных рядов доходностей глобального индекса m и локального i по формуле (1) строятся *GARCH* (1,1)-модели:

$$\begin{cases} h_{m,t} = \omega_1 + \alpha_1 \varepsilon_{m(t-1)}^2 + \beta_1 h_{m(t-1)} \\ h_{i,t} = \omega_2 + \alpha_2 \varepsilon_{i(t-1)}^2 + \beta_2 h_{i(t-1)} \end{cases},$$

где $h_{i,t}$ и $h_{m,t}$ – условные дисперсии остатков индексов m и i в момент времени t .

По формуле (2) условной ковариационной матрицей стандартных отклонений ε_t в момент времени t для глобального индекса m и локального i являются следующие:

$$H_t = \begin{pmatrix} h_{m,t} & h_{mi,t} \\ h_{mi,t} & h_{i,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{h_{m,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{i,t}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & \rho_{mi,t} \\ \rho_{mi,t} & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \sqrt{h_{m,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{i,t}} \end{pmatrix},$$

где $h_{mi,t}$ – это условная ковариация остатков $h_{m,t}$ и $h_{i,t}$, $\rho_{mi,t}$ – условный коэффициент корреляции между двумя временными рядами в момент времени t .

Нормализация условной ковариационной матрицы стандартизированных остатков для получения корректной матрицы корреляций R_t :

$$R_t = Q_t^{-1} Q_t Q_t^{-1}, \quad (3)$$

где Q_t – условная ковариационная матрица стандартизированных остатков, которая обновлена в модели *DCC*:

$$Q_t = (1 - a - b) \bar{Q} + a \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}^T + b Q_{t-1}, \quad (4)$$

$$\bar{Q} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t \varepsilon_t^T, \quad (5)$$

$$a, b \geq 0, a + b < 1,$$

$$\varepsilon_t = D_t^{-1} \varepsilon_t \sim N(0, R_t), \quad (6)$$

Q_t^* – диагональная матрица, содержащая квадратные корни диагональных элементов матрицы Q_t , $Q_t^* = (\text{diag}(Q_t))^{-\frac{1}{2}}$, \bar{Q} – безус-

ловная ковариационная матрица стандартизированных остатков $\text{Cov}[\varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}^T]$, представляющая долгосрочную среднюю ковариацию. $\varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}^T$ – стандартизированные остатки в момент времени t , T – количество временных шагов. a – коэффициент реакции на новые шоки, который определяет, насколько сильно текущая ковариационная матрица Q_t зависит от прошлых ковариаций и прошлых остатков (шоков). b – коэффициент устойчивости (памяти) отвечает за устойчивость корреляций во времени.

Условная ковариация $h_{mi,t}$ определяется из корреляционной матрицы R_t и матрицы D_t :

$$h_{mi,t} = \rho_{mi,t} \sqrt{h_{m,t} h_{i,t}}.$$

В контексте модели *DCC-GARCH* или других многомерных *GARCH*-моделей, в отличие от модели *CAPM*, динамическая бета $\beta_{i,t}$ учитывает изменчивость во времени ковариаций:

$$(\beta_{i,t} | \Omega_{t-1}) = \frac{\text{cov}(r_{m,t} r_{i,t} | \Omega_{t-1})}{\text{var}(r_{m,t} | \Omega_{t-1})} = \frac{h_{mi,t}}{h_{m,t}},$$

где $\text{cov}(r_{m,t} r_{i,t} | \Omega_{t-1})$ – условная ковариация между доходностями индексов m и i в момент времени t , Ω_{t-1} – информация, доступная на момент $t - 1$, $\text{var}(r_{m,t} | \Omega_{t-1})$ – дисперсия доходности глобального индекса m в момент времени t .

В модели *GJR-DCC-GARCH* волатильность индексов i , m и в модели *ADCC-GARCH* корреляции индексов i , m моделируются с учетом асимметрии. В исследованиях определено, что реакция рынка на негативные новости более выражена, чем на позитивные [18, 19].

Асимметричные модели учитывают более активное влияние негативных шоков, чем позитивных в волатильности отдельных активов – эффект леввериджа (в моделях *GJR*). *ADCC-GARCH* учитывает данный эффект и в корреляции. Модель *ADCC-GARCH* может быть построена на основе как асимметричной модели волатильности *GJR-GARCH* для каждого индекса, так и обычной модели *GARCH*.

На первом этапе для каждой временной серии используется одномерная модель

GJR-GARCH для учета асимметрии в волатильности, определяемая по формуле

$$h_{i,t} = \omega_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \gamma_i \varepsilon_{i,t-1}^2 I_{\{\varepsilon_{i,t-1} < 0\}} + \beta_i h_{i,t-1},$$

где γ_i – параметр, учитывающий дополнительное влияние негативных шоков; $I_{\{\varepsilon_{i,t-1} < 0\}}$ – индикаторная функция, равная 1, если соответствующий элемент $\varepsilon_{i,t} < 0$, иначе 0.

У модели *GJR-DCC-GARCH* многомерные компоненты – моделирование динамических корреляций рассчитываются по аналогии с моделью *DCC-GARCH* по формулам (4)–(6). Основное отличие модели *ADCC* при моделировании динамических корреляций в том, что модель *ADCC-GARCH* включает дополнительный асимметричный компонент в обновление Q_t , что позволяет учитывать асимметричные эффекты в корреляциях, чего нет в других моделях:

$$Q_t = (1 - a - b - g)\bar{Q} + a\varepsilon_{t-1}\varepsilon_{t-1}^T + bQ_{t-1} + gs_{t-1}s_{t-1}^T, \quad (7)$$

где g – параметр асимметрии для корреляций; s_t – вектор, учитывающий негативные стандартизированные остатки:

$$s_t = \circ I_{\{\varepsilon_t < 0\}},$$

где \circ – поэлементное умножение; $I_{\{\varepsilon_t < 0\}}$ – вектор индикаторных функций, каждая из которых равна единице, если соответствующий элемент $\varepsilon_{i,t} < 0$, иначе индикаторная функция равна нулю. После обновления Q_t матрица корреляций R_t получается путем нормализации по формуле (3).

Оценка характеристик межвременного риска

В исследовании использовался современный метод нахождения межвременного риска из двумерных моделей *DCC-GARCH*, *ADCC-GARCH*, *GJR-DCC-GARCH*. По мнению Д. Гамильтона, перед построением модели *GARCH* необходимо убедиться, что временной ряд стационарен. К. Гурье и Ж. Жасьяк предлагают использовать расширенный тест Дикки – Фуллера для проверки стационарности и, если ряд не стационарен, применить разности. К. Брукс считает, чтобы определить, подходит ли модель

GARCH, сначала следует провести диагностику автокорреляции в квадрате доходностей и оценку гетероскедастичности с использованием тестов *ARCH*. Тим Боллерслев пишет, что тестирование на наличие кластеров волатильности (моментов высокой и низкой волатильности [20]) – один из основных этапов применения моделей *GARCH*.

Полученные ряды доходностей *MSCI*, общего и отраслевых индексов *MMBB* были проверены на стационарность по тесту Дики – Фуллера с константой, в результате стационарность подтвердилась. Для проверки наличия условной гетероскедастичности проводился *ARCH*-тест, в результате которого подтвердилось, что присутствует гетероскедастичность. Все временные ряды демонстрируют кластеризацию волатильности. В рядах в квадрате остатков наблюдалась автокорреляция. Тесты Харки – Бера указывают на существенные отклонения от нормального распределения.

Многомерные модели *DCC-GARCH*, *DCC-GJR-GARCH*, *ADCC-GARCH* были построены с нормальным распределением и распределением Стьюдента. Далее в языке *R* была проведена оценка моделей техникой кросс-валидации, методом скользящего окна. Суть методики заключалась в том, что подгонка модели на тренировочных данных проводилась на каждом шаге, с использованием скользящего окна, которое перемещалось вперед во времени. Это позволило учитывать новые наблюдения и обеспечило более реалистичные прогнозы. Окно тренировки составляло 80 % всех наблюдений. Для каждого шага создавалась тестовая выборка, которая состояла из наблюдений после тренировочной выборки. Эти данные использовались для оценки модели, которая была обучена на предыдущем шаге. В анализе прогнозировалось по одному значению вперед с пересчетом модели каждые 200 шагов. Для оценки качества использовалась метрика среднеквадратичной ошибки (*MSE*). Значения *MSE* получены по моделям, где регрессором являлся *MSCI*, а зависимыми переменными являлся общий и отраслевые индексы Мосбиржи. Результаты представлены в табл. 1.

Таблица 1. Оценка моделей с использованием техники кросс-валидации методом скользящего окна

Table 1. Model estimation using cross-validation technique with rolling window method

Модель <i>GARCH</i>	<i>MOEX</i>	<i>OG</i>	<i>EU</i>	<i>CN</i>	<i>FN</i>	<i>MM</i>	<i>TL</i>	<i>TN</i>	<i>CH</i>	Сред- нее
<i>Средние квадратичные ошибки (MSE), нормальное распределение</i>										
<i>DCC</i>	0,008	0,002	0,019	0,009	0,005	0,01	0,013	0,014	0,011	0,006
<i>ADCC</i>	0,008	0,002	0,007	0,002	0,004	0,009	0,003	0,007	0,019	0,006
<i>DCC-GJR</i>	0,011	0,003	0,011	0,004	0,005	0,009	0,005	0,007	0,019	0,007
<i>Средние квадратичные ошибки (MSE), распределение Стьюдента</i>										
<i>DCC</i>	0,007	0,002	0,014	0,007	0,005	0,007	0,013	0,012	0,009	0,009
<i>ADCC</i>	0,007	0,002	0,011	0,003	0,005	0,007	0,006	0,012	0,005	0,008
<i>DCC-GJR</i>	0,008	0,003	0,019	0,009	0,005	0,01	0,013	0,014	0,011	0,011

Источник: составлено на основе анализов и расчетов авторов.

В табл. 1 цветом отмечены наименьшие показатели по секторам, моделям и распределениям. *DCC-GARCH* и *ADCC-GARCH* с нормальным распределением имели меньшие показатели *MSE*, чем у тех же моделей с распределением Стьюдента. В связи с этим модели с нормальным распределением обеспечивают более точные прогнозы, т. к. ошибки меньше. Для секторов с низкой волатильностью и предсказуемыми доходностями нормальное распределение будет лучшим выбором, поскольку оно показывает стабильные и более точные прогнозы.

Для выбора наиболее точной модели в рамках нормального распределения ис-

пользовался статистический тест Диболта – Мариано (*DM*), разработанный для сравнения точности прогнозов двух моделей, который позволяет учесть временную зависимость ошибок прогноза. Тест позволяет использовать различные функции потерь, такие как среднеквадратичная ошибка (*MSE*), средняя абсолютная ошибка (*MAE*). Нулевая гипотеза H_0 : обе модели имеют одинаковую точность прогнозирования. В тесте сравнивались модели *ADCC-GARCH* с *DCC-GARCH*, *DCC-GJR-GARCH* с *DCC-GARCH*, *DCC-GJR-GARCH* с *ADCC-GARCH*. Результаты теста показаны в табл. 2.

Таблица 2. Результаты статистического теста Диболта – Мариано

Table 2. Results of the Diebold-Mariano statistical test

<i>GARCH</i> модели	Пок.	<i>OG</i>	<i>MOEX</i>	<i>EU</i>	<i>CN</i>	<i>FN</i>	<i>MM</i>	<i>TL</i>	<i>TN</i>	<i>CH</i>
<i>ADCC&</i> <i>DCC</i>	<i>DM</i> (<i>P</i> -зн.)	-1,86 (6e-2)	-6,97 (3e-11)	-3,23 (1e-3)	-2,07 (0.04)	-2,85 (5e-3)	-8,47 (3e-15)	6,73 (1e-1)	-3,73 (2e-4)	-7,32 (4e-12)
	H_0	отвергается								
<i>DCC-</i> <i>GJR&</i> <i>ADCC</i>	<i>DM</i> (<i>P</i> -зн.)	3,41 (8e-4)	4,89 (2e-6)	4,86 (2e-6)	5,6 (6e-8)	2,24 (0.03)	-4,64 (6e-6)	2,1 (0.04)	-2,41 (0.02)	-3,22 (1e-3)
	H_0	отвергается								
<i>DCC-</i> <i>GJR-</i> <i>&DCC</i>	<i>DM</i> (<i>P</i> -зн.)	3,43 (7e-4)	5,16 (5e-7)	5,14 (6e-7)	3,13 (2e-3)	2,24 (3e-2)	-2,39 (2e-2)	1,11 (0,3)	0,1 (3e-1)	-0,88 (4e-1)
	H_0	отвергается								
Выбрана модель <i>GARCH</i>		<i>ADCC</i>	<i>DCC</i>	<i>ADCC</i>	<i>ADCC</i>	<i>ADCC</i>	<i>DCC-</i> <i>GJR</i>	<i>ADCC</i>	<i>DCC-</i> <i>GJR</i>	<i>ADCC</i>

Источник: составлено на основе анализов и расчетов авторов.

По табл. 2 видно, что сравниваемые модели неравнозначны. На основе значений статистики *DM* наиболее точная модель для боль-

шинства отраслевых индексов ММВБ является модель *ADCC-GARCH*. В результате оценки статистических критериев 27 моделей бы-

ли получены следующие результаты (табл. 3). Цветом отмечены наилучшие показатели критерия Акаике и логарифмического правдоподобия. Среди 9 индексов в 8 предпочтительней стала модель *DCC-GJR-GARCH*, в одном наиболее точной является модель

ADCC-GARCH. В результате более точной является модель *DCC-GJR-GARCH*. Однако *ADCC-GARCH* модель показала лучшую точность при оценке методом кросс-валидации с использованием скользящего окна, а также по статистике теста Диболда – Мариано.

Таблица 3. Статистические критерии Акаике и логарифм правдоподобия моделей

Table 3. Statistical criteria of Akaike and the log-likelihood of models

Модель <i>GARCH</i>	Акаике/ логарифм правдоподобия	Акаике/ логарифм правдоподобия	Акаике/ логарифм правдоподобия	Акаике/ логарифм правдоподобия	Акаике/ логарифм правдоподобия
	<i>EU</i>	<i>CN</i>	<i>MM</i>	<i>TL</i>	<i>TN</i>
<i>GJR-DCC</i>	-12,61/7245	-12,64/7263	-12,55/7211	-12,51/7186	-12,24/7034
<i>DCC</i>	-12,59/7229	-12,63/7255	-12,53/7196	-12,49/7174	-12,14/6971
<i>ADCC</i>	-12,59/7229	-12,63/7255	-12,53/7196	-12,49/7174	-12,13/6971
	<i>CH</i>	<i>MOEX</i>	<i>OG</i>	<i>FN</i>	-
<i>GJR-DCC</i>	-12,50/7179	-12,71/7301	-12,31/7074	-12,24/7034	
<i>DCC</i>	-12,48/7168	-12,71/7301	-12,27/7049	-12,22/7021	
<i>ADCC</i>	-12,48/7168	-12,72/7309	-12,27/7049	-12,22/7021	

Источник: составлено на основе анализов и расчетов авторов.

Из табл. 3 следует, что наилучшей моделью является *GJR-DCC-GARCH*. Для прогнозирования будущих значений целесообразно использовать модель *ADCC-GARCH*.

В табл. 4 приведены параметры модели *GARCH* (1,1) для индекса *MSCI* и общего, отраслевых индексов МосБиржи, а также параметры модели *ADCC-GARCH* и средний коэффициент корреляции ρ_c .

Таблица 4. Оценка параметров модели *ADCC-GARCH*

Table 4. Results of the *ADCC-GARCH* model estimation

Параметр	<i>MSCI</i>	<i>MOEX</i>	<i>OG</i>	<i>EU</i>	<i>CN</i>	<i>FN</i>	<i>MM</i>	<i>TL</i>	<i>TN</i>	<i>CH</i>
μ (p-знач.)	7e-4 (3e-3)	9e-4 (41e-4)	6e-4 (58e-3)	5e-4 (0,07)	12e-4 (2,96)	1e-3 (7e-3)	1e-3 (32e-4)	3e-4 (0,4)	9e-4 (0,03)	35e-6 (0,94)
ω (p-знач.)	4e-6 (0,9)	2e-6 (0,51)	4e-6 (0,46)	4e-6 (0,42)	4e-6 (0,37)	14e-6 (21e-4)	8e-6 (0,12)	3e-6 (0,57)	33e-6 (3e-3)	5e-6 (1)
α (p-знач.)	0,16 (5e-2)	0,13 (22e-4)	0,15 (5e-4)	0,16 (0,001)	0,16 (7e-6)	17e-3 (19e-6)	0,15 (8e-5)	0,11 (0,03)	0,38 (53e-6)	0,16 (0,07)
β (p-знач.)	0,8 (0,01)	87e-2 (0)	0,85 (0)	0,84 (0)	0,83 (0)	0,79 (0)	0,82 (0)	0,89 (0)	0,58 (0)	0,84 (0,68)
a (p-знач.)	-	0,023 (0,152)	0,02 (0,015)	32e-3 (35e-4)	0,018 (0,16)	0,026 (0,52)	28e-3 (14e-3)	0,02 (0,003)	0,007 (0,005)	29e-3 (48e-3)
b (p-знач.)	-	0,97 (0)	0,95 (0)	0,95 (0)	0,93 (0)	0,94 (0)	0,94 (0)	0,97 (0)	0,99 (0)	0,95 (0)
g (p-знач.)	-	0 (1)	0 (1)	0 (1)	0,016 (0,55)	0 (1)	48e-4 (0,75)	0 (1)	0 (1)	0 (1)
ρ_c	-	0,3	0,05	0,26	0,28	0,27	0,27	0,196	0,27	0,15

Источник: составлено на основе анализов и расчетов авторов.

Оценка параметра μ : высокий и значимый средний доход наблюдается у индексов *FN* (финансовый), *CN* (потребительский), *MM* (металлов и добычи), наименьший у *TL* (телекоммуникаций).

Оценка базового уровня волатильности (ω): наибольшие значения наблюдаются у индекса *TN* (транспорта), наименьшие – у *MOEX* (ММВБ).

Оценка коэффициента α (*ARCH*): наибольшую чувствительность к воздействию предыдущих шоков на волатильность испытывает индекс *TN* (транспорта), наименьшую *TL* (телекоммуникаций).

Оценка коэффициента β : наибольший показатель β наблюдается в секторах *TL* (телекоммуникаций) и *MOEX* (ММВБ), наименьший в *TN* (транспорта).

Анализ параметров a : наибольшее значение имеют индексы: *EU* (электроэнергетики), *CH* (химии и нефтехимии), *MM* (металлов и добычи). Параметр a имеет наи-

меньшее значение для индексов: *TN* (транспорта), *CN* (потребительского).

Особенность параметра b : устойчивость корреляций во времени наиболее сильная у *TN* (транспорта), *TL* (телекоммуникаций), самый малый показатель у *CN* (потребительского). Параметр асимметрии g в формуле (7) равен нулю, т. к. он имеет p -значения более 0,55.

Особенность параметра среднего корреляционного коэффициента ρ_c : самый низкий показатель у индекса *OG* (индекса нефти и газа), самый высокий у *MOEX* (ММВБ).

Для построения регрессионной модели ряды бета должны подчиняться нормальному закону распределения. В табл. 5 представлены значения статистики Харки – Бера. Для всех индексов ММВБ нулевая гипотеза отклоняется, и распределение динамической беты индексов существенно отличается от нормального распределения.

Таблица 5. Описательная статистика бета для инвестиционного портфеля

Table 5. Descriptive statistics of beta for the investment portfolio

Динамическая бета	Средняя бета	Стандартные отклонения	Медиана	Минимум	Максимум	Асимметрия	Экссесс	Тест Харки – Бера	p -значение
<i>MOEX</i>	0,43	0,4	0,37	-0,05	4,81	5,22	42,2	90722	< 2,2e-16
<i>CH</i>	0,24	0,36	0,18	-0,99	3,14	3,3	19,34	20038	< 2,2e-16
<i>CN</i>	0,39	0,28	0,33	0,09	3,97	6,08	55,25	153497	< 2,2e-16
<i>EU</i>	0,36	0,32	0,3	-0,14	3,86	3,63	27,79	39571	< 2,2e-16
<i>MM</i>	0,4	0,27	0,37	-0,06	3,35	4,7	39,81	80264	< 2,2e-16
<i>OG</i>	0,08	0,12	0,06	-0,23	0,89	1,16	2,91	667,45	< 2,2e-16
<i>TL</i>	0,26	0,22	0,23	-0,2	1,93	2,34	12,61	8681	< 2,2e-16
<i>TN</i>	0,47	0,37	0,41	0,03	5,99	6,33	66,58	220286	< 2,2e-16
<i>FN</i>	0,46	0,37	0,39	-0,01	5,7	6,59	65,51	214169	< 2,2e-16

Источник: составлено на основе анализов и расчетов авторов.

Минимальное значение хи-квадрат у индекса *OG* подчеркивает, что он является более стабильным, а максимальные значения у *TN* и *FN* говорят о большой волатильности.

График (рисунок) имеет понижающую тенденцию, что говорит о потере взаимосвязи между доходностями *MSCI World* и индекса ММВБ российского рынка.



Источник: выполнен автором.

Корреляция между доходностями индексов *MSCI World* и *ММББ* по модели *ADCC-GARCH*

The correlation between the returns of *MSCI World* and *MOEX* indices based on the *ADCC-GARCH* model

Резкое падение корреляции произошло с февраля 2022 г. Понижение корреляции может быть следствием резкого изменения волатильности на одном из рынков, что привело к ослаблению взаимосвязи между индексами. В ответ на военный конфликт западные страны изолировали российскую экономику с помощью санкций [21]. Начавшаяся геополитическая нестабильность увеличила волатильность на российском рынке и снизила ликвидность на нем. Российские активы стали менее связаны с международными рынками, что могло снизить корреляцию с мировыми индексами.

Выводы

При построении портфеля инвестор ориентируется на прогнозное значение риска, поэтому предпочтительной является *ADCC-GARCH*-модель. На основе характеристик модели *ADCC-GARCH* определено, что волатильность прошлых периодов сильно влияет на текущую волатильность для индексов *MSCI World* (80 %) и *ММББ* (87 %). Баланс a и b важен для корректного описания поведения риска β_t , в зависимости от характера финансового инструмента. Показатели a достаточно малы (0,7–3,2 %), поэтому ковариация быстро адаптируется к новым данным, поскольку старые шоки оказывают малое влияние на текущие зна-

чения. Модели с высокими значениями b предсказывают более стабильные и менее волатильные изменения в будущем, потому что они придают большее значение исторической информации, чем текущим шокам. В нашей модели b имеет высокое значение (93–99 %). Поэтому показатель риска β_t будет стабильным и лишь слегка отреагирует на рыночные шоки. В результате описательной статистики было выявлено, что наиболее стабильным является β_t индекса нефти и газа, а наиболее волатильным β_t является у индекса транспорта и финансов. По графику определена нисходящая тенденция корреляции между доходностями мирового индекса *MSCI World* и индекса *ММББ*, что подчеркивает деглобализацию экономики России.

Библиографические ссылки

1. Qunxing P., Xiaowen M., Tianqing G. Modeling dynamic conditional correlations with leverage effects and volatility spillover effects: Evidence from the Chinese and US stock markets affected by the recent trade friction // *The North American Journal of Economics and Finance*. 2022. Vol. 59. P. 101591 DOI: 10.1016/j.najef.2021.101591
2. Fang Yi, Zhiquan Shao. The Russia-Ukraine conflict and volatility risk of commodity markets // *Finance Research Letters*. 2022. Vol. 50. P. 103264. DOI:10.1016/j.fl.2022.103264

3. Institutional investor attention and stock market volatility and liquidity: international evidence | E. Ouadghiri, E. Erragragui, J. Jaballah and J. Peillex // *Applied Economics*. 2022. Vol. 54, issue 42. Pp. 20–29. DOI: 10.1007/s10479-021-04042-y
4. *Alshammari S., Obeid H.* Analyzing commodity futures and stock market indices: Hedging strategies using asymmetric dynamic conditional correlation models // *Finance Research Letter*. 2023. Vol. 56. P. 104081. DOI: 10.1016/j.frl.2023.104081
5. *Fiszeder P., Fatdzinski M., Molnar P.* Modeling and forecasting dynamic conditional correlations with opening, high, low, and closing prices // *Journal of Empirical Finance*. 2023. Vol. 70. Pp. 308–321. DOI: 10.1016/j.jempfin.2022.12.007
6. *Hafner Ch. M.* A dynamic conditional score model for the log correlation matrix // *Journal of Econometrics*. December. 2023. Vol. 237, Issue 2, Part B., P. 105176. DOI: 10.1016/j.jref.2024.02.002
7. *Bossmann A.* EU sectoral stocks amid geopolitical risk, market sentiment, and crude oil implied volatility: An asymmetric analysis of the Russia-Ukraine tensions // *Resources Policy*. 2023. Vol. 82. Pp. 103515–103515. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103515
8. Dynamic Conditional Correlation and Volatility Spillover between Conventional and Islamic Stock Markets: Evidence from Developed and Emerging Countries / M. Sahabuddin, Md. A. Islam, M. I. Tabash, Md. K. Alam, L. N. Daniel, I. I. Mostafa // *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16, no. 2. Pp. 1–19. DOI: 10.3390/jrfm16020111
9. *Mohammed A. E. A., Mwambi H., Omolo B.* Time-Varying Correlations between JSEJO Stock Market and its Partners Using Symmetric and Asymmetric Dynamic Conditional Correlation Models // *Stats*. 2024. Vol. 7. Pp. 761–776. DOI: 10.3390/stats7030046
10. *Трифонов Ю. С., Потанин Б. С.* Многомерная асимметричная GARCH-модель с динамической корреляционной матрицей // *Финансы: теория и практика*. 2022. No. 26 (2). С. 204–218. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-2-204-2
11. *Трифонов Ю. С., Потанин Б. С.* Многомерная асимметричная GARCH-модель с динамической корреляционной матрицей // *Финансы: теория и практика*. 2022. No. 26 (2). С. 204–218. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-2-204-2
12. *Глебова А. Г., Ковалева А. А.* Прогнозирование волатильности российского биржевого рынка акций в условиях международных экономических санкций // *Финансы: теория и практика*. 2024. No. 28 (1). С. 20–29. DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-1-20-29
13. *Fiszeder P.* Robust estimation of the range-based GARCH model: Forecasting volatility, value at risk and expected shortfall of cryptocurrencies // *Economic Modelling*. 2024. Vol. 141. P. 106887. DOI: 10.1016/j.econmod.2024.106887
14. *Hanyu Zh., Dufour A.* Managing portfolio risk during crisis times: a dynamic conditional correlation perspective // *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2024. Vol. 94. P. 241. DOI: 10.1016/j.qref.2024.02.002
15. *Jarjour R., Kung-Sik Chan.* Dynamic conditional angular correlation // *Journal of Econometrics*. 2020. Vol. 216, Issue 1. Pp. 137–150. DOI: 10.1016/j.jeconom.2020.01.010
16. *Llorens-Terrazas J., Brownlees C.* Projected Dynamic Conditional Correlations // *International Journal Forecasting*. 2023. Vol. 39, issue 4. Pp. 1761–1776. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2022.06.003
17. *Bauwens L., Yongdeng Xu.* DCC- and DECO-HEAVY: Multivariate GARCH models based on realized variances and correlations // *International Journal of Forecasting*. 2023. Vol. 39, Issue 2. Pp. 938–955. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2022.03.005
18. *Bossmann A.* EU sectoral stocks amid geopolitical risk, market sentiment, and crude oil implied volatility: An asymmetric analysis of the Russia-Ukraine tensions // *Resources Policy*. 2023. Vol. 82. Pp. 103515–103515. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103515
19. *Ahmad shah A.* Do gold and the US dollar diversify global sectoral risk? Evidence from connectedness and dynamic conditional correlation measures // *The Journal of Economic Asymmetries*. 2023. Vol. 28. P. 00304. DOI: 10.1016/j.jeca.2023.e00304
20. *J. Guyomay A. Zaitsev* Development of Instrumental Approaches to Forecasting the Volatility of the Return of Financial Assets // *Sustainable development and engineering economics*. 2023. Vol. 2. Pp. 8–22. DOI: 10.48554/SDEE.2023.2.1
21. *Frecautan I.* Is the Russian Green Bond Market Strong Enough to Hedge in the Crisis Times? // *Journal of Corporate Finance Research*. 2024. Vol. 18, no. 2. Pp. 26–41. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.18.2.2024.26-41

Reference

1. Qunxing P., Xiaowen M., Tianqing G. Modeling dynamic conditional correlations with leverage effects and volatility spillover effects: Evidence from the Chinese and US stock markets affected by the recent trade friction. *The North American Journal of Economics and Finance*, 2022, vol. 59, p. 101591. DOI: 10.1016/j.najef.2021.101591

2. Fang Yi, Zhiqian Shao. The Russia-Ukraine conflict and volatility risk of commodity markets. *Finance Research Letters*, 2022, vol. 50, p. 103264. DOI:10.1016/j.frl.2022.103264
3. Ouadghiri E., Erragragui E., Jaballah J. and Peillex J. Institutional investor attention and stock market volatility and liquidity: international evidence. *Applied Economics*, 2022, vol. 54, issue 42, pp. 20-29. DOI: 10.1007/s10479-021-04042-y
4. Alshammari S., Obeid H. Analyzing commodity futures and stock market indices: Hedging strategies using asymmetric dynamic conditional correlation models. *Finance Research Letter*, 2023, vol. 56, p. 104081. DOI: 10.1016/j.frl.2023.104081
5. Fiszeder P., Fatdzinski M., Molnar P. Modeling and forecasting dynamic conditional correlations with opening, high, low, and closing prices. *Journal of Empirical Finance*, 2023, vol. 70, pp. 308-321. DOI: 10.1016/j.jempfin.2022.12.007
6. Hafner Ch. M. A dynamic conditional score model for the log correlation matrix. *Journal of Econometrics*. December, 2023, vol. 237, Issue 2, Part B., p. 105176. DOI: 10.1016/j.qref.2024.02.002
7. Bossman A. EU sectoral stocks amid geopolitical risk, market sentiment, and crude oil implied volatility: An asymmetric analysis of the Russia-Ukraine tensions. *Resources Policy*, 2023, vol. 82, pp. 103515-103515. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103515
8. Sahabuddin M., Islam Md. A., Tabash M. I., Alam Md. K., Daniel L. N., Mostafa I. I. Dynamic Conditional Correlation and Volatility Spillover between Conventional and Islamic Stock Markets: Evidence from Developed and Emerging Countries. *Journal of Risk and Financial Management*, 2023, vol. 16, no. 2, pp. 1-19. DOI: 10.3390/jrfm16020111
9. Mohammed A.E.A., Mwambi H., Omolo B. Time-Varying Correlations between JSE.JO Stock Market and its Partners Using Symmetric and Asymmetric Dynamic Conditional Correlation Models. *Stats*, 2024, vol. 7, pp. 761-776. DOI: 10.3390/stats7030046
10. Trifonov Ju.S., Potanin B.S. [Multivariate Asymmetric GARCH Model with Dynamic Correlation Matrix]. *Finansy: teorija i praktika*, 2022, no. 26 (2), pp. 204-218. (in Russ.). DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-2-204-2
11. Trifonov Ju.S., Potanin B.S. [Multivariate Asymmetric GARCH Model with Dynamic Correlation Matrix]. *Finansy: teorija i praktika*, 2022, no. 26 (2), pp. 204-218. DOI: 10.26794/2587-5671-2022-26-2-204-2
12. Glebova A.G., Kovaleva A.A. [Forecasting the volatility of the Russian stock market in the context of international economic sanctions]. *Finansy: teorija i praktika*, 2024, no. 28 (1), pp. 20-29. (in Russ.). DOI: 10.26794/2587-5671-2024-28-1-20-29
13. Fiszeder P. Robust estimation of the range-based GARCH model: Forecasting volatility, value at risk and expected shortfall of cryptocurrencies. *Economic Modelling*, 2024, vol. 141, pp. 106887. DOI: 10.1016/j.econmod.2024.106887
14. Hanyu Zh., Dufour A. Managing portfolio risk during crisis times: a dynamic conditional correlation perspective. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 2024, vol. 94, p. 241. DOI: 10.1016/j.qref.2024.02.002
15. Jarjour R., Kung-Sik Chan. Dynamic conditional angular correlation. *Journal of Econometrics*, 2020, vol. 216, issue 1, pp. 137-150. DOI: 10.1016/j.jeconom.2020.01.010
16. Llorens-Terrazas J., Brownlees C. Projected Dynamic Conditional Correlations. *International Journal Forecasting*, 2023, vol. 39, issue 4, pp. 1761-1776. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2022.06.003
17. Bauwens L., Yongdeng Xu. DCC- and DECO-HEAVY: Multivariate GARCH models based on realized variances and correlations. *International Journal of Forecasting*, 2023, vol. 39, issue 2, pp. 938-955. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2022.03.005
18. Bossman A. EU sectoral stocks amid geopolitical risk, market sentiment, and crude oil implied volatility: An asymmetric analysis of the Russia-Ukraine tensions. *Resources Policy*, 2023, vol. 82, pp. 103515-103515. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103515
19. Ahmad shah A. Do gold and the US dollar diversify global sectoral risk? Evidence from connectedness and dynamic conditional correlation measures. *The Journal of Economic Asymmetries*, 2023, vol. 28, p. 00304. DOI: 10.1016/j.jeca.2023.e00304
20. Guyomey J., Zaitsev A. Development of Instrumental Approaches to Forecasting the Volatility of the Return of Financial Assets. *Sustainable development and engineering economics*, 2023, vol. 2, pp. 8-22. DOI: 10.48554/SDEE.2023.2.1
21. Frecautan I. Is the Russian Green Bond Market Strong Enough to Hedge in the Crisis Times? *Journal of Corporate Finance Research*, 2024, vol. 18, no. 2, pp. 26-41. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.18.2.2024.26-41

S. P. Syrygin, PhD in Engineering
E. A. Volokhin, Master's Degree Student
Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

ASSESSMENT OF INTERTEMPORAL SYSTEMATIC RISK ON THE EXAMPLE OF THE RUSSIAN STOCK MARKET

*The article is dedicated to the study of systematic risk using the Russian stock market as an example. It proposes assessing risk based on intertemporal dynamic beta using modern multivariate models such as DCC-GARCH, GJR-DCC-GARCH, and ADCC-GARCH. The analysis relies on daily returns of the MSCI World index, the main index, and eight sectoral indices of the Moscow Exchange from December 13, 2019, to June 5, 2024. The primary data consisted of daily return time series of the MSCI World Index, the main index, and eight sectoral indices of the Moscow Exchange over the period from December 13, 2019, to June 5, 2024. GARCH model construction for the return series revealed heteroscedasticity, stationarity, and deviations from a normal distribution. Based on a comparison of models with normal and Student's *t*-distribution in terms of predictive accuracy using cross-validation and the Diebold-Mariano test, the ADCC-GARCH model with a normal distribution was identified as providing the most accurate forecast. Through comparison of the Akaike information criterion and log-likelihood among models, GJR-DCC-GARCH was determined to be the most accurate. Analysis of the ADCC-GARCH model indicated that transport and financial indices are most susceptible to recent shocks and negative news, while the telecommunications sector is the least sensitive. The ADCC-GARCH model found that the electricity sector index has the highest conditional correlation sensitivity to the global market, while the transport index exhibits long-term correlation "memory." Based on the descriptive statistics of Moscow Exchange beta indices and the Jarque-Bera test, the oil and gas index showed the least extreme fluctuations. Visual analysis of MSCI World and Moscow Exchange index returns revealed a declining trend in correlation between the global and Russian stock markets, indicating a deglobalization of the Russian economy.*

Keywords: systematic risk; dynamic beta; generalized autoregressive conditional heteroskedasticity; volatility; correlation; stock market; GARCH model.

Получена: 08.11.2024
ГРНТИ 06.73.35

Образец цитирования

Сырыгин С. П., Волохин Е. А. Оценка межвременного систематического риска на примере российского фондового рынка // Социально-экономическое управление: теория и практика. 2024. Т. 20, № 4. С. 52–63. DOI: 10.22213/2618-9763-2024-4-52-63

For Citation

Syrygin S.P., Volokhin E.A. [Assessment of intertemporal systematic risk on the example of the Russian stock market]. *Social'no-ekonomiceskoe upravlenie: teoria i praktika*, 2024, vol. 20, no. 4, pp. 52-63 (in Russ.). DOI: 10.22213/2618-9763-2024-4-52-63