



Анализ волатильности цен акций металлоперерабатывающих компаний РФ

Алексеева М.Г., Трусковская Д.Р., Фокина И.Ю.



- Возникшее санкционное давление в обрабатывающем секторе, в частности в металлургической отрасли
- Необходимость перенаправления торговых потоков российскими металлургическими компаниями в страны Азии, Ближнего Востока и Латинской Америки
- Российский металлургический сектор претерпевает существенные шоки под влиянием цены на ресурсы
- Капитализация десяти крупнейших металлургических компаний России составила почти 16% от капитализации рынка акций Московской биржи
- Возникает необходимость анализа динамики риска наиболее крупных компаний, нестабильность которых может оказать существенное воздействие на экономику

Цель исследования



Оценка волатильности цен акций 10 крупнейших по капитализации
металлоперерабатывающих компаний РФ на основе метрики VaR



Автор(ы), год	Используемые модели	Описание
Muzindutsi et al. (2020)	GARCH и ее модификации (EGARCH, TGARCH)	▪ Позволяют учесть эффект леввериджа и асимметрию в волатильности
Naeem (2019)	GARCH со сменой режимов - модели на основе марковских процессов (MSGARCH)	▪ Такие модели могут быстро адаптироваться к изменениям уровня безусловной волатильности, что улучшает прогнозирование рисков
Zhang et al. (2019)	GARCH, TGARCH, EGARCH и MSGARCH	▪ На обучающей выборке модели с марковскими переключениями дают меньшую ошибку при оценке волатильности, однако на тестовой выборке разница статистически незначима



В нашем исследовании будем использовать **ARMA-GARCH** и его модификациями с учетом леввериджа - **EGARCH**



Данные: лог-доходности цен 10 акций металлоперерабатывающих компаний (отбор по капитализации)

Период: 01.01.2019 – 30.04.2024 (только торговые дни для каждой акции)

Таблица 1. Описательная статистика выборки

	ALRS	CHMF	MAGN	NLMK	PLZL	RASP	RUAL	TRMK	VSMO	GMKN
	Алроса	Северсталь	Магнитогорский металлургический комбинат (ММК)	Новолипецкий металлургический комбинат (НЛМК)	Полюс	Распадская	Русал	Трубная металлургическая компания (ТМК)	ВСМПО- АВИСМА	ГМК Норникель
count	1316	1316	1316	1316	1316	1316	1316	1316	1316	1316
mean	-0,0002	0,0007	0,0003	0,0004	0,0006	0,0008	0,0002	0,0012	0,0007	0,0001
std	0,0212	0,0203	0,0204	0,0204	0,0225	0,0307	0,0229	0,0302	0,0219	0,0188
min	-0,2542	-0,2499	-0,1683	-0,1971	-0,2826	-0,5919	-0,1706	-0,3514	-0,2634	-0,1502
25%	-0,0102	-0,0092	-0,0101	-0,0099	-0,0100	-0,0110	-0,0100	-0,0100	-0,0059	-0,0086
50%	0,0000	0,0011	0,0000	0,0006	0,0002	-0,0005	-0,0002	-0,0003	0,0000	0,0000
75%	0,0102	0,0104	0,0109	0,0114	0,0114	0,0109	0,0107	0,0085	0,0054	0,0091
max	0,1003	0,0808	0,0875	0,0906	0,1225	0,2427	0,1320	0,3161	0,3126	0,1584



ADF-тест помогает определить, сколько раз нужно дифференцировать ряд, чтобы он стал стационарным. Для всех лог-доходностей нулевая гипотеза о нестационарности (наличии единичного корня) отклоняется

Таблица 2. Результаты ADF-теста для лог-доходностей

	GMKN	PLZL	CHMF	NLMK	RUAL	MAGN	ALRS	VSMO	RASP	TRMK
ADF statistic	-36.57	-7.94	-15.45	-9.42	-16.24	-15.13	-24.20	-39.19	-22.56	-23.02
ADF p-value	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Основные результаты:

- 1) Наилучшая модель ARIMA выбиралась на основе min AIC. Большинство уравнений лог-доходностей описывается моделью (0, 0, 0);
- 2) Нулевая гипотеза о белом шуме остатков (тест Бройша-Годфри) не отвергается на любом разумном уровне значимости

Таблица 3. Лучшие модели ARIMA для лог-доходностей

	GMKN	PLZL	CHMF	NLMK	RUAL	MAGN	ALRS	VSMO	RASP	TRMK
ARIMA	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)	(0, 0, 0)	(2, 0, 0)	(0, 0, 0)	(1, 0, 1)	(0, 0, 1)	(1, 0, 1)	(2, 0, 0)
p-value	0.74	0.38	0.76	0.82	0.94	0.33	0.58	0.97	0.99	0.96



Анализ волатильности цен акций металлоперерабатывающих компаний РФ

	LM-test p-value
GMKN	0.00
PLZL	0.00
CHMF	0.00
NLMK	0.00
RUAL	0.00
MAGN	0.00
ALRS	0.00
VSMO	0.00
RASP	0.00
TRMK	0.00

Таблица 4.

Тест на ARCH-эффект для лог-доходностей

Модель GARCH подбиралась на основе min BIC. Использовались 3 конфигурации GARCH-моделей (GARCH, EGARCH, TARCH), а также вариант распределения остатков на основе распределения Стьюдента (из-за наличия “толстых” хвостов у распределения лог-доходностей)

*Лучший вариант для TRMK по BIC – EGARCH, однако мы использовали модель GARCH ввиду последующих проблем с моделированием VaR

Подбор GARCH-модели

6

Таблица 5. Выбор GARCH-моделей для лог-доходностей

Тикер	Порядок	BIC	Тип GARCH	Модель для среднего	Распределение
1 ALRS	(1, 1)	5243.943152	GARCH	AR	studentst
ALRS	(1, 1)	5246.166348	EGARCH	AR	studentst
ALRS	(1, 1)	5251.010464	TARCH	AR	studentst
2 CHMF	(1, 1)	5105.290038	GARCH	Constant	studentst
CHMF	(1, 1)	5102.667728	EGARCH	Constant	studentst
CHMF	(1, 1)	5112.141381	TARCH	Constant	studentst
3 MAGN	(1, 1)	5279.624867	GARCH	Constant	studentst
MAGN	(1, 1)	5281.101153	EGARCH	Constant	studentst
MAGN	(1, 1)	5285.542817	TARCH	Constant	studentst
4 NLMK	(1, 1)	5277.491905	GARCH	Constant	studentst
NLMK	(1, 1)	5282.590338	EGARCH	Constant	studentst
NLMK	(1, 1)	5279.043034	TARCH	Constant	studentst
5 PLZL	(1, 1)	5387.928575	GARCH	Constant	studentst
PLZL	(1, 1)	5389.656046	EGARCH	Constant	studentst
PLZL	(1, 1)	5393.532493	TARCH	Constant	studentst
6 RASP	(1, 1)	5632.486671	GARCH	AR	studentst
RASP	(1, 1)	5622.546791	EGARCH	AR	studentst
RASP	(1, 1)	5632.735423	TARCH	AR	studentst
7 RUAL	(1, 1)	5475.688931	GARCH	AR	studentst
RUAL	(1, 1)	5473.672653	EGARCH	AR	studentst
RUAL	(1, 1)	5479.952819	TARCH	AR	studentst
8 TRMK	(1, 1)	5554.496326	GARCH	AR	studentst
TRMK	(1, 1)	5517.936970	EGARCH	AR	studentst
TRMK	(1, 1)	5560.298187	TARCH	AR	studentst
9 VSMO	(1, 1)	4375.143754	GARCH	Constant	studentst
VSMO	(1, 1)	4391.129042	EGARCH	Constant	studentst
VSMO	(1, 1)	4379.27556	TARCH	Constant	studentst
10 GMKN	(1, 1)	4942.316302	GARCH	Constant	studentst
GMKN	(1, 1)	4937.568816	EGARCH	Constant	studentst
GMKN	(1, 1)	4949.199217	TARCH	Constant	studentst



Анализ волатильности цен акций металлоперерабатывающих компаний РФ

	Волатильность	
RASP	2.874	RASP и TRMK наиболее волатильны, присутствуют пики волатильности
TRMK	2.190	
RUAL	2.142	RUAL и PLZL показывают несколько кластеров волатильности, что приводит к отклонению от среднего
PLZL	2.038	
ALRS	1.918	ALRS, MAGN, NLMK – средняя волатильность
MAGN	1.913	
NLMK	1.870	CHMF, VSMO, GMKN наименее волатильны
CHMF	1.795	
VSMO	1.769	
GMKN	1.771	

Таблица 6. Средняя волатильность лог-доходностей

Динамика волатильности

7

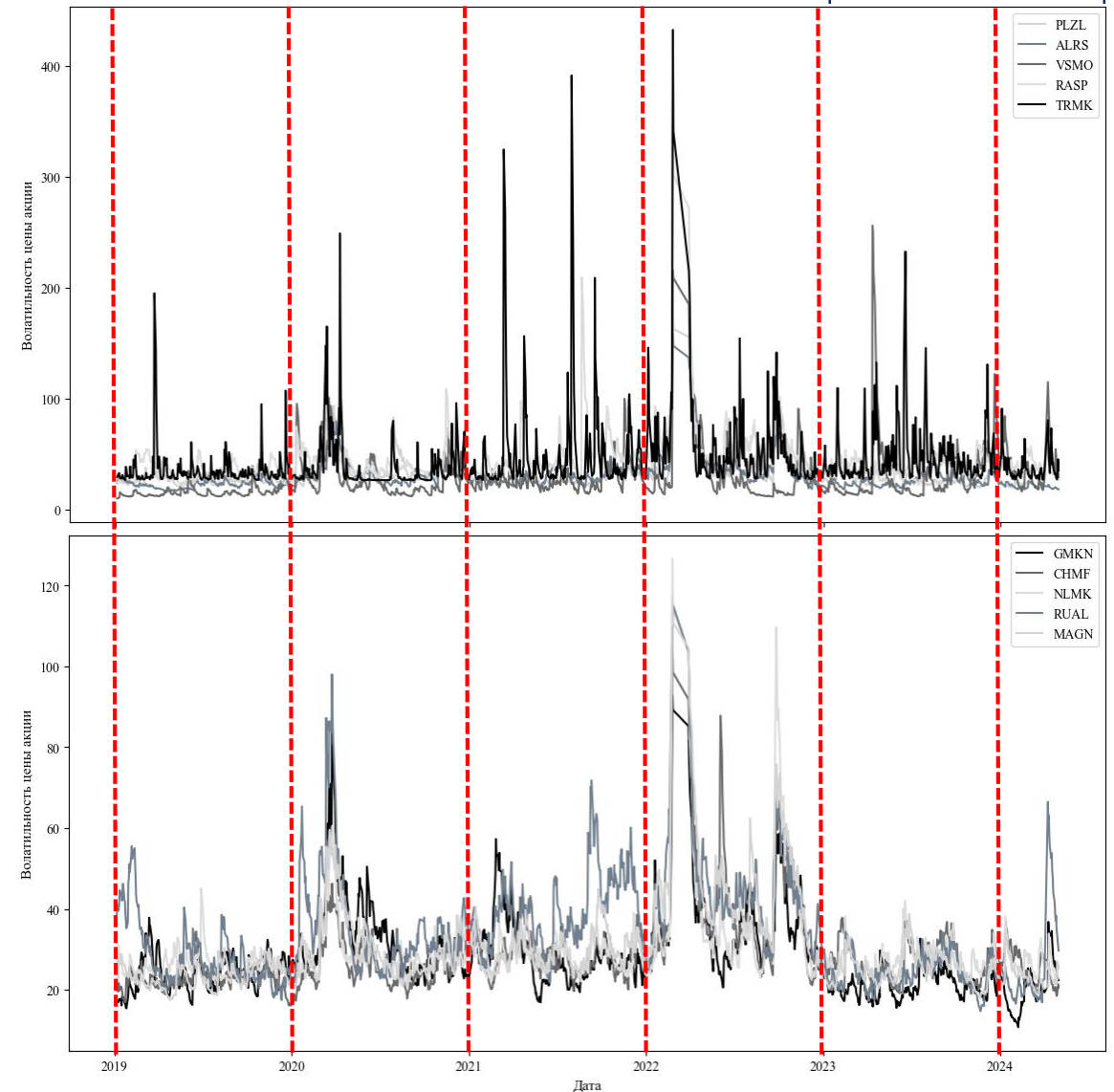


Рис. 1. Аннуализированная волатильность акций

1) VaR - потенциальный убыток в течение временного горизонта с уровнем вероятности, не превышающим доверительный интервал: $\mu - \sigma * t_{\alpha}$

2) ES - средний убыток в случае, если убыток превышает значение VaR: $-\alpha^{-1} * (1 - \nu)^{-1} \left[\nu - 2 + x_{\alpha, \nu}^2 \right] f_{\nu}(x_{\alpha, \nu}) \sigma - \mu$

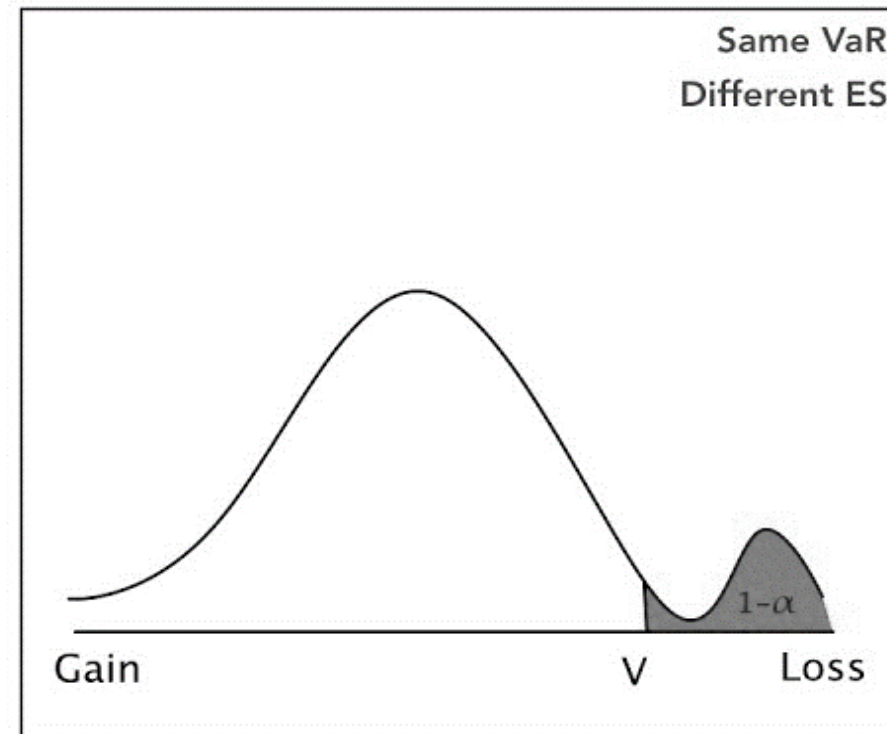
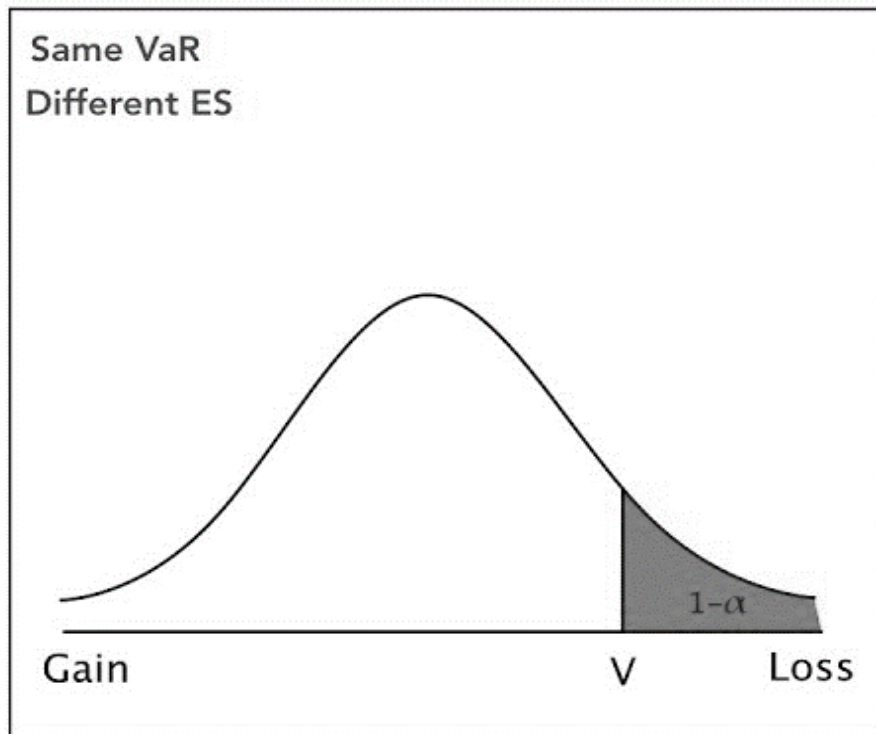


Рис. 2. Сравнение VaR, ES

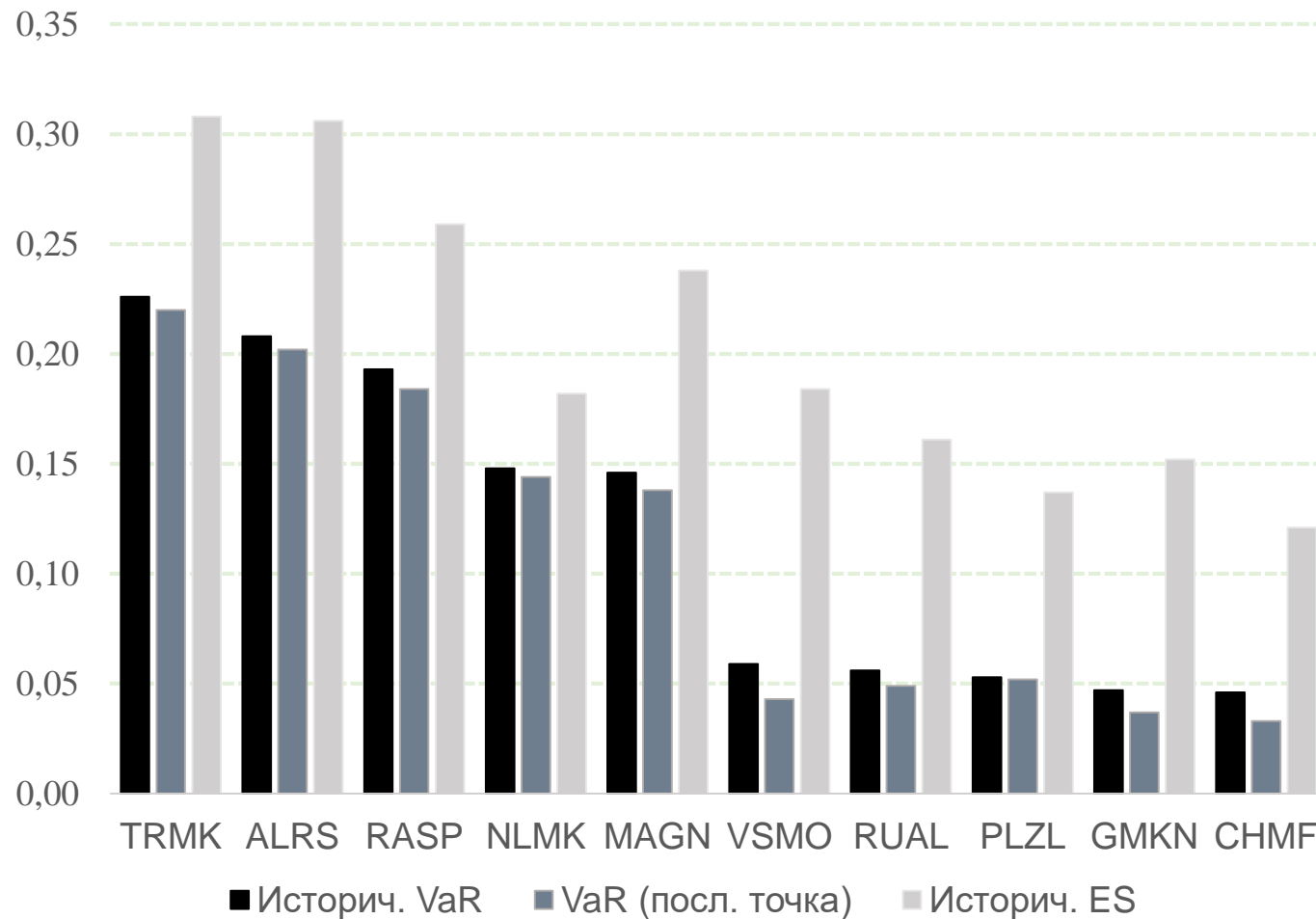


Рис. 3. VaR и ES

Основные выводы



- 1) влияние как волатильности акции, так и среднего на расчет VaR, ES
- 2) не всегда самые волатильные акции имеют наивысший VaR или ES
- 3) пики риска:
 - ⚡ в период обострения геополитической нестабильности (2022 г.);
 - ⚡ в период разгара пандемии COVID-19 (2020 г.)

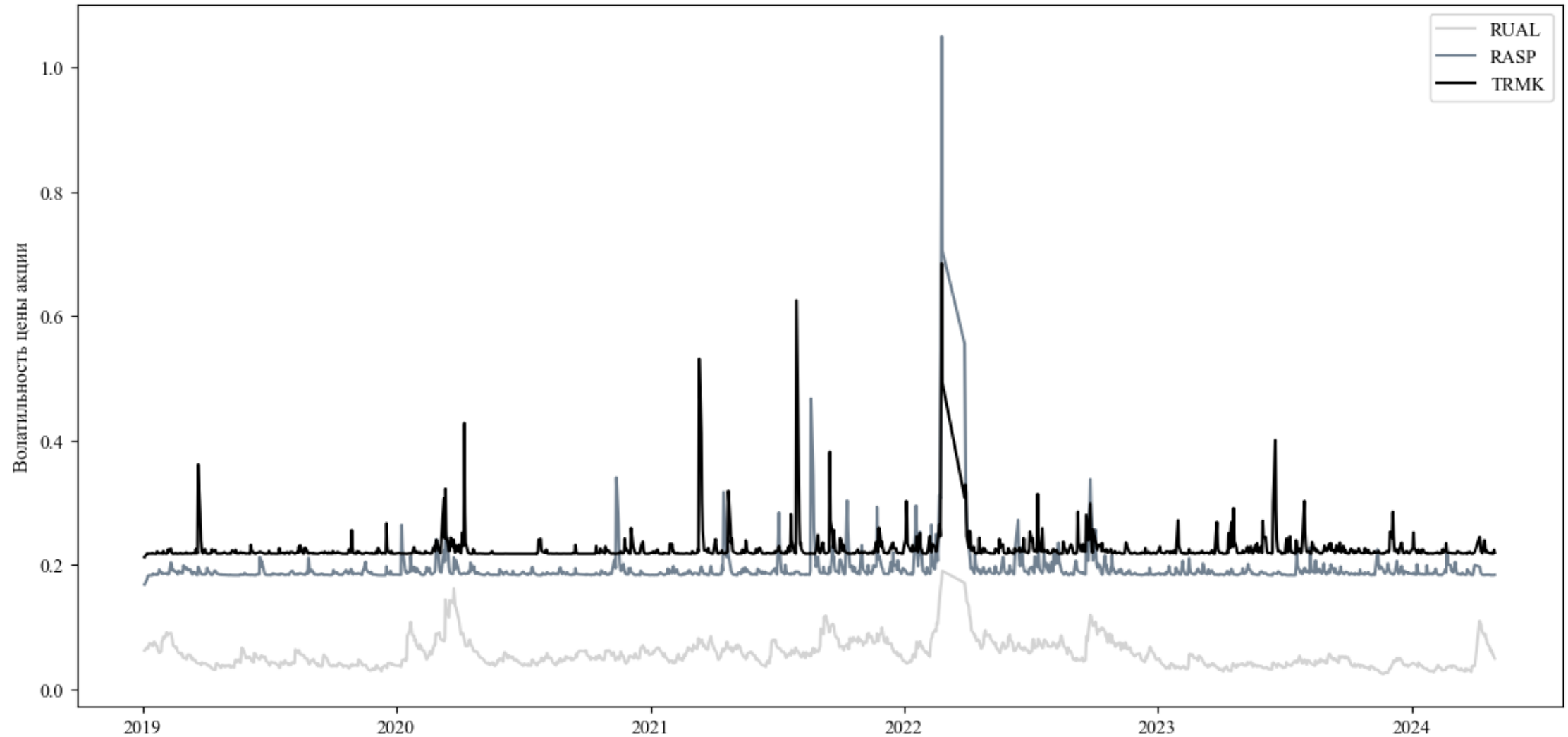


Рис. 4. Динамика VaR для топ-3 по волатильности акций



Спецификация DCC-GARCH:

$$r_t = \mu_t + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, H_t)$$

$$\varepsilon_t = \sqrt{H_t} * z_t$$

$$E[z_t] = 0, E[z_t z_t^T] = I$$

$$H_t = D_t R_t D_t$$

Матрица условных ст. отклонений $D_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1t}} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sqrt{h_{nt}} \end{bmatrix}, h_{it} = \alpha_{i0} + \sum_{p=1}^P \alpha_{ip} h_{i,t-p} + \sum_{q=1}^Q \beta_{iq} \varepsilon_{i,t-q}^2$

Условная корреляционная матрица для ст. остатков

$$\epsilon_t = D_t^{-1} \varepsilon_t \sim N(0, R_t), R_t = \begin{bmatrix} 1 & \dots & \rho_{1n,t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1n,t} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}, Q_t = (1 - a - b) \bar{Q} + a \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}^T + b Q_{t-1}$$

$$\bar{Q} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}^T, Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11t}} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sqrt{q_{nnt}} \end{bmatrix}$$

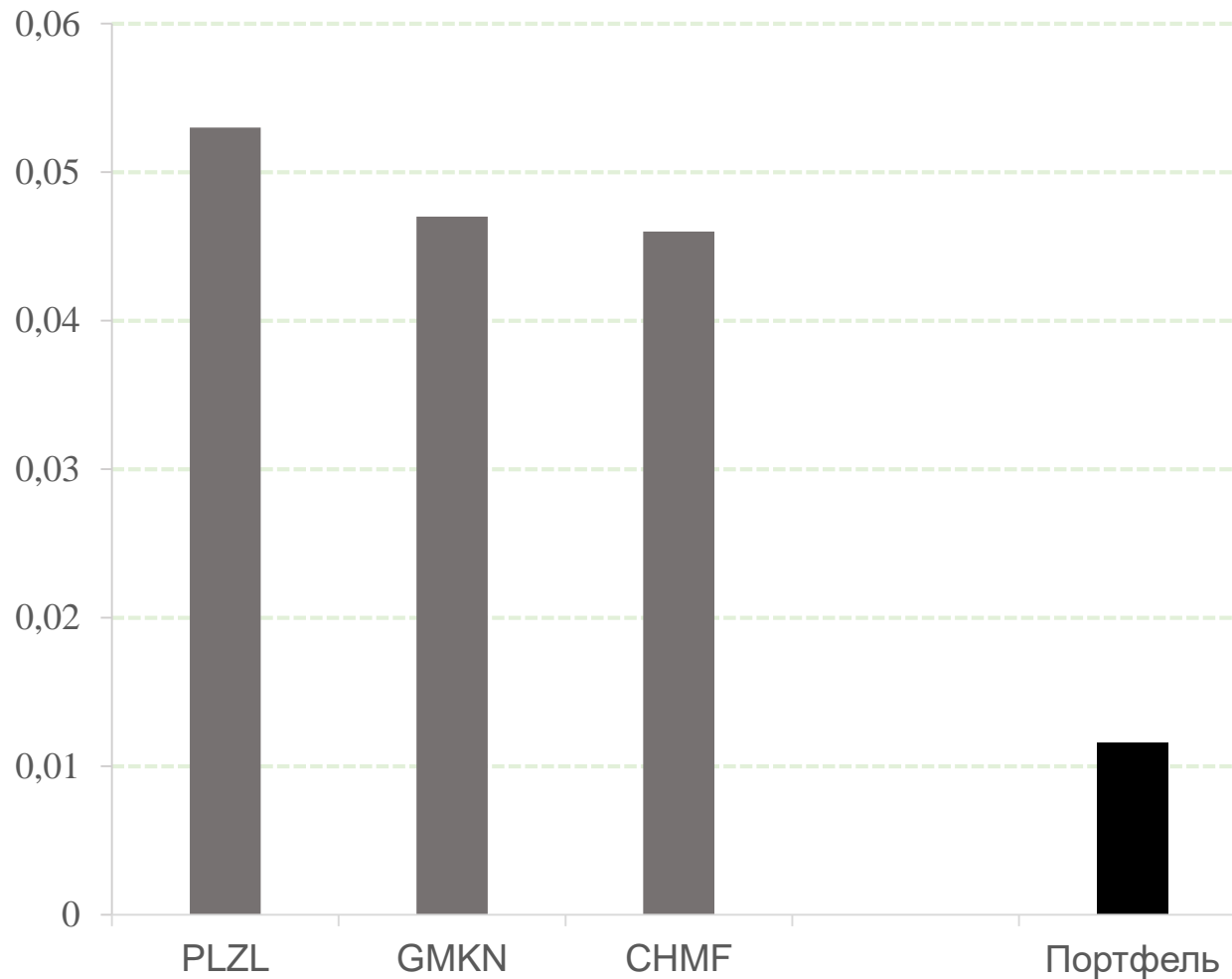


Рис. 5. Сравнение VaR отдельных акций и портфеля

Основные выводы



- 1) учитываем динамическую корреляцию между лог-доходностями (DCC-часть)
- 2) учитываем меняющуюся во времени условную волатильность (GARCH-часть)
- 3) метрики риска для портфеля существенно ниже по сравнению с отдельными акциями

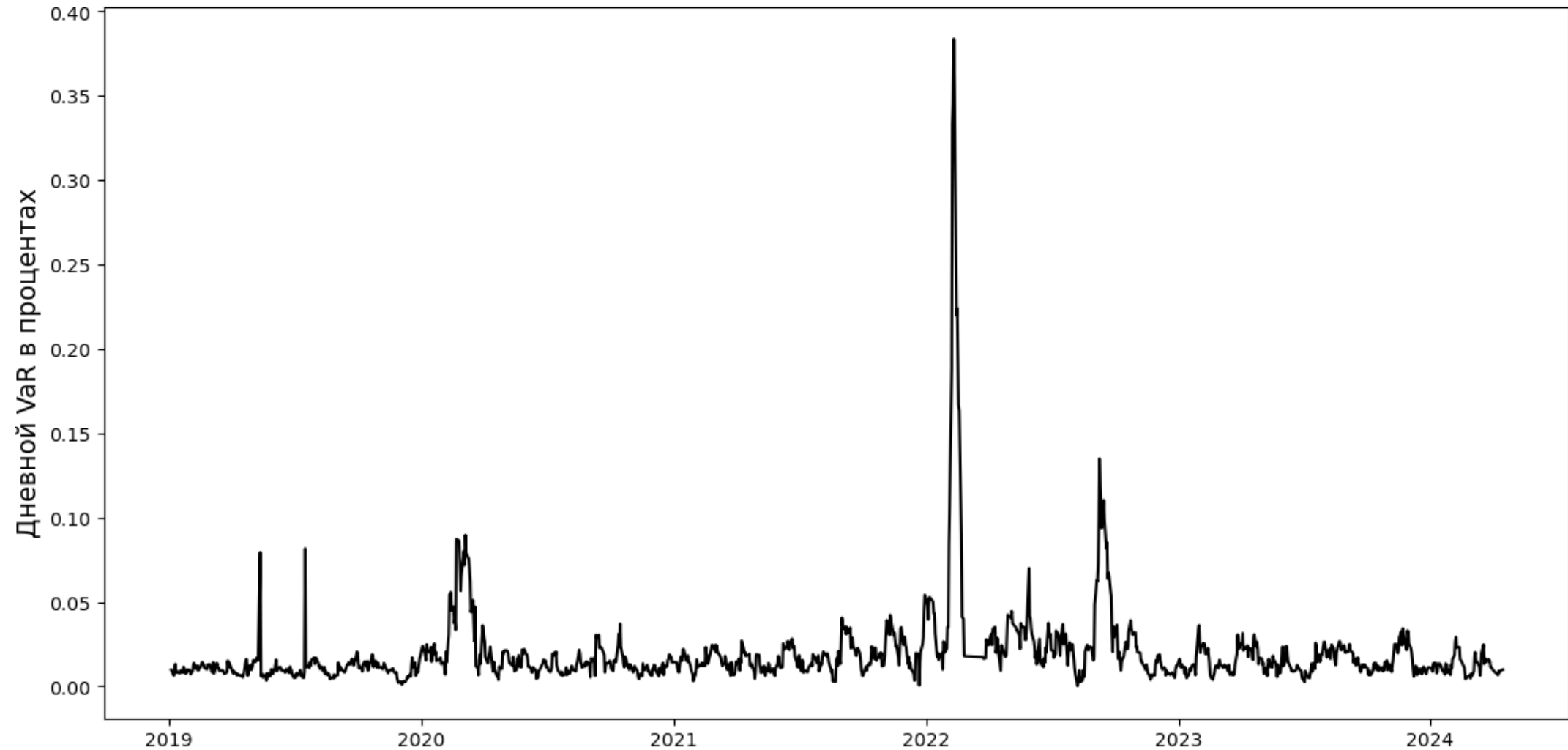


Рис. 6. VaR для равновзвешенного портфеля



Основные выводы



- ⚡ наиболее волатильные акции: Русал (RUAL), Распадская (RASP) и Трубная металлургическая компания (TRMK)
- ⚡ разная динамика волатильности (кратковременные пики vs постоянная волатильность на более низком уровне)
- ⚡ подтверждение преимуществ диверсификации

Дальнейшие направления исследований:

- 1) иные модели для волатильности (HAR-RV модели)
- 2) расширение выборки
- 3) подбор весов для оптимального портфеля



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!



NATIONAL RESEARCH
UNIVERSITY