

УДК 33**Формирование комплексной модели оценки рыночного риска****Пастухов Семен Игоревич**

Аспирант,
Московский городской университет управления
Правительства Москвы им. Ю.М. Лужкова,
107045, Российская Федерация, Москва, ул. Сретенка, 28;
e-mail: pastukhov.se@gmail.com

Аннотация

Цель исследования – показать преимущества комбинированной модели, необходимой для оценки рыночного риска. На текущий момент одними из самых популярных моделей, применяемых для оценки мер рыночного риска считаются авторегрессионные модели, модели из семейства ARCH и модели на основе методов машинного обучения. В статье показано, что каждый способ по-своему уникален, имеет ряд своих преимуществ и недостатков. В связи с этим, по мнению автора, целесообразно при оценке рыночного риска комбинировать все три модели, используя их сильные стороны, при этом жертвуя сложностью такого подхода и продолжительностью проведения исследования. При проведении исследования применялся расчетный метод, метод сравнения, обобщения, синергии и др. Результатом исследования является апробированная комбинированная модель, необходимая для более точной оценки рыночного риска.

Для цитирования в научных исследованиях

Пастухов С.И. Формирование комплексной модели оценки рыночного риска // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2024. Том 14. № 4А. С. 666-672.

Ключевые слова

Временные ряды; авторегрессионные модели; количественная аналитика; машинное обучение; нейронные сети; ARIMA; GARCH.

Введение

На текущий момент одними из самых популярных моделей, применяемых для оценки мер рыночного риска считаются авторегрессионные модели, модели из семейства ARCH и модели на основе методов машинного обучения. Каждый способ по-своему уникален, имеет ряд своих преимуществ и недостатков. Перед выполнением задачи исследователю необходимо оценить, взвесить все характеристики моделей и выбрать ту, которая будет наиболее соответствовать задаче.

При этом важно понимать, что, выбирая модель исключительно по ее положительным характеристикам, нужно будет принять и ее отрицательные стороны. Например, если мы собираемся использовать простую в построении модель, то стоит ожидать низкое качество ее прогнозной силы. И справедливо наоборот: если требуется построить модель, которая даст наивысший уровень прогноза, то стоит понимать, что процесс построения такой модели будет достаточно сложный.

В связи с этим, целесообразно будет при оценке рыночного риска комбинировать все три модели, используя их сильные стороны, при этом жертвуя сложностью такого подхода и продолжительностью проведения исследования [Санталова, Силютин, 2011].

Основное содержание

Предлагаемая комплексная модель, которая позволит получить лучшую оценку меры рыночного риска, будет многокомпонентной и состоять из трех частей. Каждая часть будет характеризоваться определенной отдельно взятой моделью и использовать ее сильные качества, выполняя конкретные функции.

На первом этапе необходимо выполнить проверку качества входных данных и произвести их предварительную обработку. Непосредственно после этого следует моделирование относительных значений исследуемой меры рыночного риска. Для этих целей, как правило, используется авторегрессионная модель ARIMA.

В качестве результата данного этапа нужно получить остатки от модели, так как в отличие от первичных относительных значений они, во-первых, являются временным рядом, в котором отсутствуют признаки автокорреляции. А во-вторых, обладают более высоким качеством ввиду низких показателей средних ошибок. По этой же причине остатки от модели ARIMA целесообразно использовать в качестве входных данных для следующего этапа [Cao, 2022].

На втором шаге необходимо взять остатки модели из предыдущего этапа и использовать их в самой популярной и сбалансированной среди всех моделей условной гетероскедастичности – GARCH. В результате модель должна объяснить большинство отклонений в динамике меры рыночного риска. Другими словами, в ее остатках будут заложены только случайные, необъяснимые факторы.

Из всех метрик, полученных в результате построения качественной GARCH модели наибольший интерес представляет условная волатильность. Именно эта характеристика показывает периодичность и степень кластеризации временного ряда [Dierckx, Davis, Schoutens, 2020]. Соответственно, для того чтобы уменьшить уровень влияния на динамику меры рыночного риска периодов низкой и высокой волатильности, а также чтобы скорректировать продолжительность воздействия этих периодов необходимо провести стандартизацию остатков на уровень полученной в результате построения модели условной волатильности.

Так, после нормализации, можно провести визуальное сравнение графика нестандартизированных остатков (Рисунок 1) с графиком стандартизированных остатков (Рисунок 2). Можно отметить, что отклонения временного ряда распределены по всей его длине, так как в стандартизированной динамике действительно отсутствует заметная кластеризация значений.

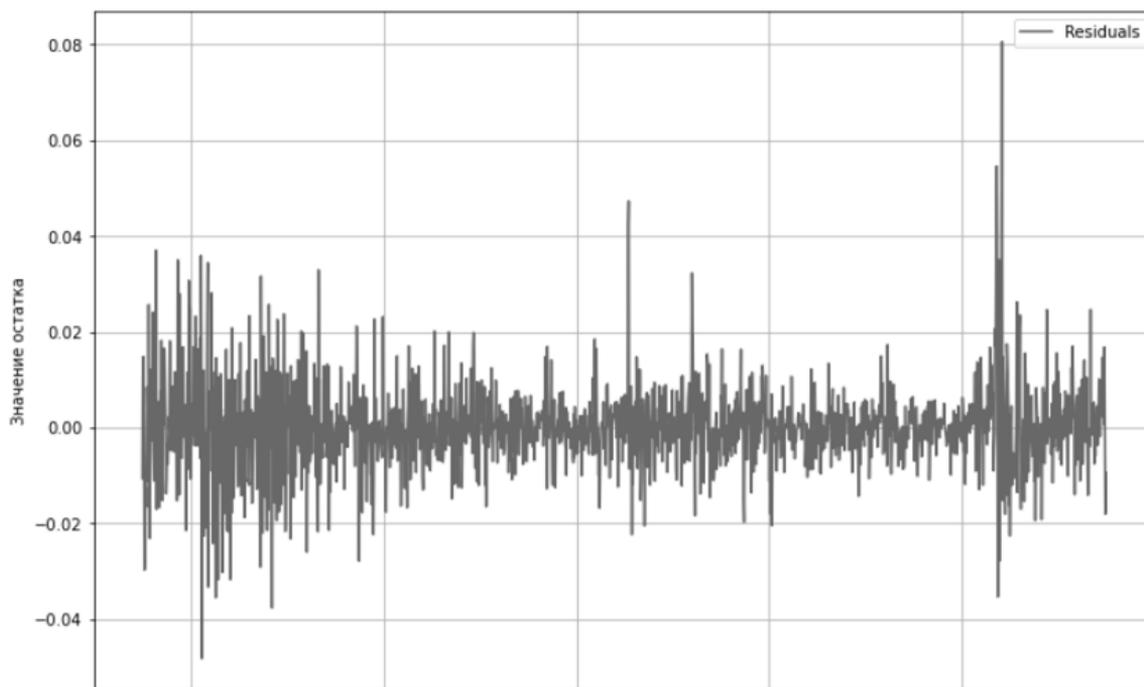


Рисунок 1 – Нестандартизированные остатки модели

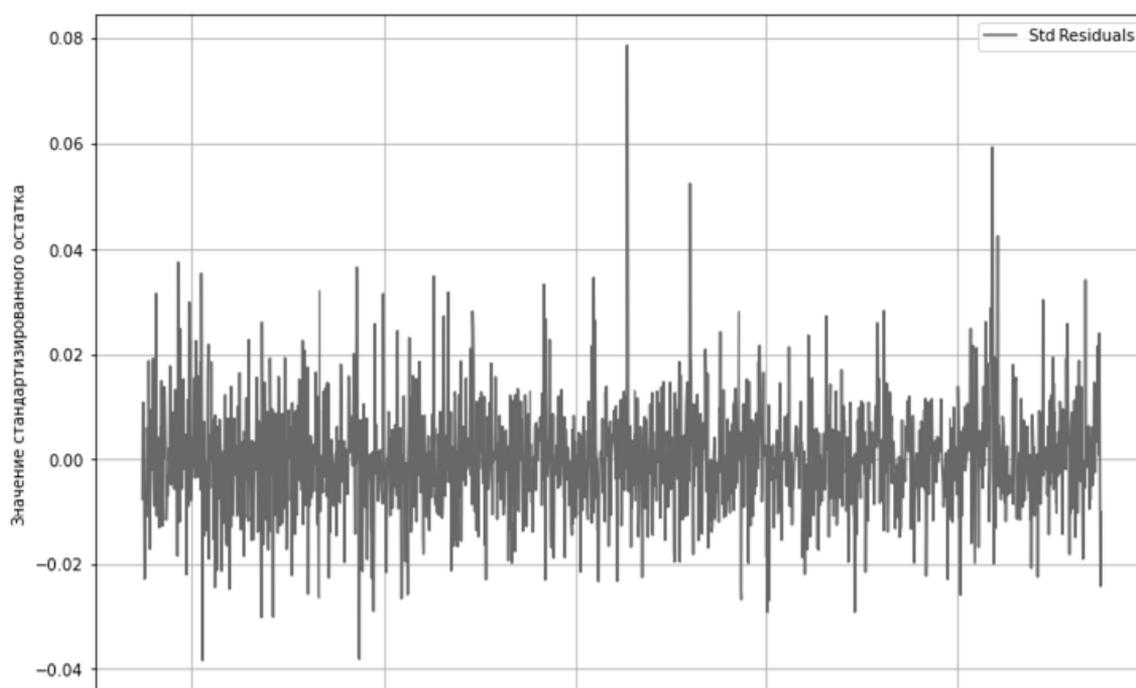


Рисунок 2 – Стандартизированные остатки модели

При этом, важным моментом является то, что нормализация остатков на условную волатильность не должна оказывать сильного влияния на их распределение. Так, метрика, полученная в результате GARCH моделирования полностью удовлетворяет вышеописанному условию, что опять же можно увидеть при визуальном сравнении графиков распределения нестандартизированных и стандартизированных остатков (Рисунок 3).

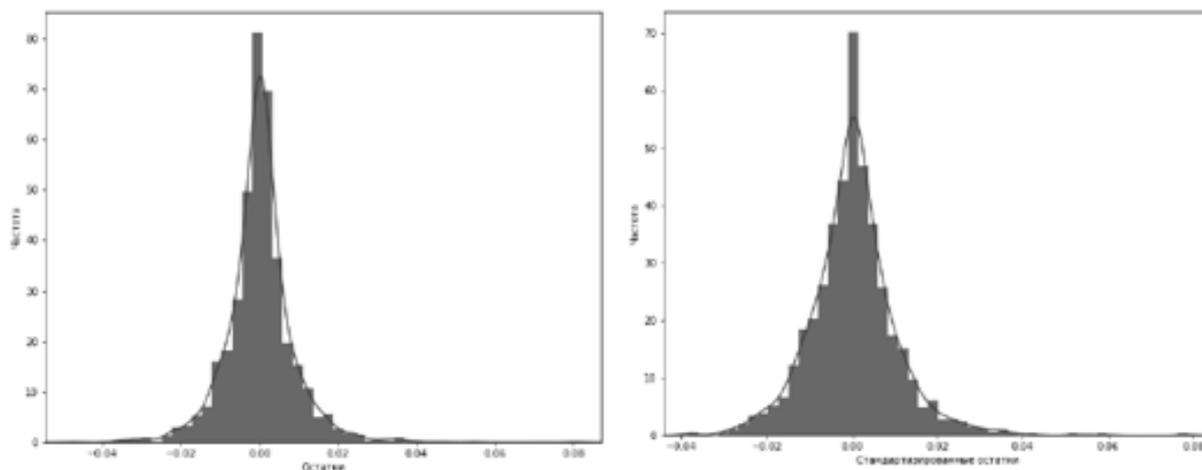


Рисунок 3 – Сравнение распределений нестандартизированных и стандартизированных остатков

Таким образом, нормализация остатков на условную волатильность, полученную в результате GARCH моделирования не изменяет вид распределения самих остатков, а также не искривляет значения показателей skewness и kurtosis, что позволяет с уверенностью использовать полученные стандартизированные остатки в следующем этапе.

Третьим этапом является обучение последовательной нейронной сети, где в качестве входных данных будет необработанный временной ряд относительных величин меры риска, а в качестве выходных – результаты GARCH моделирования [Yaziz, 2013].

Полученная в результате работы обученной нейронной сети стандартизированная доходность далее была использована для расчета значений меры рыночного риска VaR. На следующем этапе они сравнивались с другими значениями, которые были отдельно рассчитаны моделями, включенными в текущий комплексный подход.

Для корректного сравнения всех оценок меры рыночного риска и их валидации были проведены следующие тесты:

- Светофорный тест каждой оценки был проведен для выявления количества пробитий уровня меры рыночного риска для каждой оценки
- Биномиальный тест;
- POF-теста Купика (Kupiec);
- Теста Кристофферсена на независимость и условность покрытия;
- Динамический квантильный тест (DQ);
- Расчет функций потерь на основе подходов Lopez и Sarma.

Результаты оценок и проведенных тестов для сравнения качества построенных моделей даны в таблице ниже (Таблица 1).

Таблица 1 - Расчетные показатели проведенных тестов оценок VaR

Модель в основе расчета	ARIMA	GARCH	Комплексная модель
Пробития	9	11	5
Binom	0,8734	0,4571	0,3739
POF	0,8742	0,4701	0,2751
Ind	1,0000	0,5736	1,0000
Cond	0,9753	0,6076	0,4812
DQ	0,8563	0,7268	0,9243
Lopez	0,0467	0,0462	0,0289
Sarma	0,0563	0,0635	0,0412

В соответствии с результатами проведенного сравнения можно отметить:

- 1) Проведенные тесты в целом показывают валидность каждой модели и высокое качество оцененной меры рыночного риска;
- 2) Количество пробитий и результаты светофорного теста подтверждают, что все оценки меры рыночного риска находятся в зеленой зоне. При этом у комплексной модели количество пробоев границы значений этого показателя заметно меньше;
- 3) Результаты биномиального теста и теста Купика (POF) показывают, что вероятность пробоя уровня VaR действительно равна заданному значению;
- 4) Тест Кристофферсена подтверждает, что, во-первых, пробития независимы друг от друга, а во-вторых – эффект кластеризации не оказывает на них сильного влияния;
- 5) Динамический квантильный тест (DQ) также подтверждает отсутствие заметного влияния кластеризации на динамику.

Кроме этого, дополнительно были рассчитаны показатели общих потерь на основе подходов Lopez и Sarma, в том числе для целей сравнения результатов моделирования оценок рыночного риска. Так, например, самыми низкими среди прочих являются значения для оценки на основе комплексной модели. Это в свою очередь может говорить о том, что точность самой оценки меры рыночного риска в таком случае значительно выше, а сама модель получает меньше штрафов за пробой установленного уровня меры рыночного риска.

Таким образом, действительно выбор модели для решения той или иной задачи является очень важным этапом любого исследования. Именно модель влияет на то, какой первоначальный набор данных будет необходим исследователю, а это также оказывает влияние на анализ качества данных на их широту, глубину, согласованность, актуальность и т. д. При выборе модели важно понимать задачи исследования, сложность их выполнения, а также нужно видеть конечную цель – то, к чему в процессе анализа необходимо будет прийти.

На текущий момент любая без исключения модель имеет свои сильные и слабые стороны. Задача исследователя при выборе оценить, что действительно важно в текущей точке анализа и сбалансировать все преимущества и недостатки модели таким образом, чтобы они могли приносить максимальную пользу в решении задач, при этом не нагружали их своими слабостями.

В такой ситуации достаточно целесообразно комбинировать наиболее популярные модели и сбалансировать подход, используя преимущества каждой из них. При этом единственным барьером, который может помешать этому процессу, будет сложность финальной комплексной модели.

На релевантном примере, через результаты проведенных сравнительных тестов, было

продемонстрировано, что расчетные показатели комплексной модели превосходят результаты отдельно взятых моделей, которые в том числе входят в данный комплексный подход.

Заключение

Таким образом, можно утвердить, что данная оценка меры рыночного риска объективно является наиболее предпочтительной, что, в свою очередь, означает, что построение предложенной комплексной модели оценки рыночных рисков достаточно целесообразно.

Библиография

1. Cao Y. Application of machine learning algorithms in financial market risk prediction //The 2021 International Conference on Machine Learning and Big Data Analytics for IoT Security and Privacy: SPIoT-2021 Volume 1. – Springer International Publishing, 2022. – С. 161-168.
2. Dierckx T., Davis J., Schoutens W. Using machine learning and alternative data to predict movements in market risk //arXiv preprint arXiv:2009.07947. – 2020.
3. Giot P. Market risk models for intraday data //The European Journal of Finance. – 2005. – Т. 11. – №. 4. – С. 309-324.
4. Hansen, P. R., & Lunde, A. (2012). Forecasting volatility using high frequency data.
5. Shumway R. H. et al. ARIMA models //Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples. – 2017. – С. 75-163.
6. So M. K. P., Philip L. H. Empirical analysis of GARCH models in value at risk estimation //Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. – 2006. – Т. 16. – №. 2. – С. 180-197.
7. Yaziz S. R. et al. The performance of hybrid ARIMA-GARCH modeling in forecasting gold price //20th international congress on modelling and simulation, adelaide. – 2013. – С. 1-6.
8. Санталова М.С., Гладилина И.П., Погудаева М.Ю., Сергеева С.А., Соклакова И.В. Стратегии бизнеса в цифровой экономике: монография, Москва, 2022
9. Борщева А.В., Ермилина Д.А., Санталова М.С., Соклакова И.В. Антикризисное управление социально-экономическими системами: монография, Москва, 2018
10. Санталова М.С., Борщева А.В., Гладилина И.П., Соклакова И.В., Сурат И.Л. Моделирование бизнес-процессов: управленческие аспекты: монография, Москва, 2023
11. Санталова М.С., Силютин О.В. Управление хозяйственными рисками на предприятиях пищевой торговли: монография, Воронеж, 2011
12. Santalova M.S. Innovative activity of industrial business in the context of digitalization of the economy//Economic Systems. 2020. v. 13. № 3. С. 59.

Formation of a comprehensive model for assessing market risk

Semen I. Pastukhov

Postgraduate student,
Moscow City University of Management of the Government of Moscow
named after Yu.M. Luzhkov,
107045, 28 Sretenka str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: pastukhov.se@gmail.com

Abstract

The purpose of the study is to show the advantages of a combined model necessary for assessing market risk. At the moment, autoregressive models, models from the ARCH family and models based on machine learning methods are considered to be among the most popular models used to assess market risk measures. Each method is unique in its own way, has a number of advantages and

disadvantages. In this regard, according to the author, it is advisable to combine all three models in assessing market risk, using their strengths, while sacrificing the complexity of such an approach and the duration of the study. During the research, the calculation method, the method of comparison, generalization, synergy, etc. were used. The result of the study is a proven combined model necessary for a more accurate assessment of market risk.

For citation

Pastukhov S.I. (2024) Formirovanie kompleksnoi modeli otsenki rynochnogo riska [Formation of a comprehensive model for assessing market risk]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 14 (4A), pp. 666-672.

Keywords

Time series; autoregressive models; quantitative analytics; machine learning; neural networks; ARIMA; GARCH

References

1. Cao Y. Application of machine learning algorithms in financial market risk prediction //The 2021 International Conference on Machine Learning and Big Data Analytics for IoT Security and Privacy: SPIoT-2021 Volume 1. – Springer International Publishing, 2022. – P. 161-168.
2. Dierckx T., Davis J., Schoutens W. Using machine learning and alternative data to predict movements in market risk //arXiv preprint arXiv:2009.07947. – 2020.
3. Giot P. Market risk models for intraday data //The European Journal of Finance. – 2005. – T. 11. – No. 4. – pp. 309-324.
4. Hansen, P. R., & Lunde, A. (2012). Forecasting volatility using high frequency data.
5. Shumway R. H. et al. ARIMA models //Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples. – 2017. – P. 75-163.
6. So M. K. P., Philip L. H. Empirical analysis of GARCH models in value at risk estimation // Journal of International Financial Markets, Institutions and Money. – 2006. – T. 16. – No. 2. – pp. 180-197.
7. Yaziz S. R. et al. The performance of hybrid ARIMA-GARCH modeling in forecasting gold price //20th international congress on modeling and simulation, adelaide. – 2013. – P. 1-6.
8. Santalova M.S., Gladilina I.P., Pogudaeva M.Yu., Sergeeva S.A., Soklakova I.V. Business strategies in the digital economy: monograph, Moscow, 2022
9. Borscheva A.V., Ermilina D.A., Santalova M.S., Soklakova I.V. Anti-crisis management of socio-economic systems: monograph, Moscow, 2018
10. Santalova M.S., Borscheva A.V., Gladilina I.P., Soklakova I.V., Surat I.L. Modeling of business processes: management aspects: monograph, Moscow, 2023
11. Santalova M.S., Silyutina O.V. Management of economic risks at food trade enterprises: monograph, Voronezh, 2011
12. Santalova M.S. Innovative activity of industrial business in the context of digitalization of the economy//Economic Systems. 2020. v. 13. No. 3. P. 59.