

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ ВОЛАТИЛЬНОСТИ РЫНКА НЕФТИ

И. М. Лялков, И. П. Хоминич

Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова, Москва, Россия

E-mail: lyalkov_ivan@mail.ru

В статье рассматриваются вопросы, связанные с расчетом основных показателей, характеризующих риски, с которыми сталкиваются участники рынков энергетических ресурсов. На примере динамического ряда котировок рынка нефти марки Brent проводится сравнительный анализ различных методов расчета показателя Value-at-Risk. Практическая реализация расчетов показателей риска выполнена с помощью библиотек языков Python и R. На основании результатов процедура бэк-тестирования VAR можно сделать вывод о том, что методы расчета VAR, основанные на предположениях о нормальности распределения и постоянной волатильности не вполне адекватно описывают реальную ситуацию на рынке товарных активов. Для более полного учета особенностей распределения временных рядов требуется применение методов, основанных на модели условной волатильности (GARCH).

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE OIL MARKET VOLATILITY MODELS

I. M. Lyalkov, I. P. Hominich

Modelling of the market risks in the energy sector is the main subject of this article. The principal market risk indicator has always been the Value-at-Risk, which is based upon the measure of the market volatility. In order to run the comparative analysis of adequacy of various approaches to the VAR modelling Brent oil prices are used. Practical realization of the VAR models are made with libraries of Python and R programming languages. According to the results of the back-testing procedure the standard approaches, based upon assumptions of normality and constant volatility, are rather inadequate and don't capture real market situations. To take fully into account the fact, that the volatility of financial time series is instable and tends to be grouped into clusters, the GARCH model is applied.

1. Теоретические основы расчета показателя Value-at-Risk

К числу основных показателей, характеризующих финансовые риски, относится показатель Value-at-Risk (VAR) или величина позиции под риском. VAR имеет особую актуальность для финансовых институтов, владеющих большими портфелями ценных бумаг, производных инструментов и любых других финансовых активов, цены на которые подвержены ежедневным колебаниям. В последнее время VAR вошел в число популярных аналитических инструментов в энергетическом секторе [5, 8].

VAR представляет из себя процентную точку распределения доходностей актива и показывает минимальную величину убытка, который может произойти с определенной вероятностью на заданном временном интервале. Существует три основных метода расчета VAR: исторический, параметрический и метод моделирования Монте-Карло.

Аналитический (параметрический) метод. Модель строится в предполо-

жении об определенном законе распределении риск-фактора и имеет следующий вид [5,10]:

$$VAR = \mu - \sigma * z_{\alpha}, \quad (1)$$

где

μ - математическое ожидание,

σ - стандартное отклонение,

z_{α} - процентная точка нормального распределения, взятая на доверительном уровне вероятности α .

На практике для расчета параметрического VAR часто ограничиваются нормальным законом распределения или его модификацией, называемой разложением Корниша-Фишера. В случае использования разложения Корниша-Фишера в расчет принимаются коэффициенты асимметрии и эксцесса нормального закона. В качестве альтернативы нормальному закону рассматривают распределение Стьюдента и законы распределения, описывающие поведение экстремальных значений актива. Это отчасти помогает решить проблему «тяжелых» хвостов [4, 9, 12].

Исторический (непараметрический) метод. Суть метода состоит в моделировании поведения факторов риска в будущем на основе их поведения в прошлом. Метод не требует специальной информации о виде распределения исследуемого актива.

Моделирование Монте-Карло метод. Данный метод состоит в моделировании будущего поведения факторов риска на основе функции реализации случайной величины, подчиняющейся заданному закону распределения.

В приведенной формуле параметрического VAR ключевым элементом выступает показатель среднеквадратического отклонения, иначе называемый волатильностью. К методам, позволяющим моделировать волатильность процесса в динамике, относится модель GARCH. Основная идея, лежащая в основе модели авторегрессионной условной гетероскедастичности (GARCH - General AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity), заключается в том, текущее значение дисперсии зависит от предыдущих значений временного ряда, предыдущих значений самой дисперсии и иных случайных факторов [2, 6]. Популярность моделей GARCH объясняется тем фактом, что волатильность финансовых временных рядов имеет тенденцию объединяться в «кластеры», когда периоды высокой волатильности сменяются периодами низкой волатильности [4, 11, 12].

В своей классической версии модель GARCH имеет следующий вид [1, 6, 12]:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2, \quad (2)$$

где

ω - свободный член уравнения авторегрессии,

α_i, β_i - коэффициенты авторегрессионного уравнения,

ϵ_{t-i} - случайная ошибка исследуемого процесса,

σ_t^2 - условная дисперсия процесса. σ_{t-i}^2 - дисперсия в предыдущих периодах.

Важным элементом модели условной гетероскедастичности является ϵ^2 – квадрат случайных остатков процесса, описывающего динамику среднего значения временного ряда. Моделирование динамики временного ряда реализуется с помощью интегрированной модели авторегрессии - скользящего среднего ARIMA(p,d,q). Модель ARIMA позволяет описать зависимость исследуемого показателя в виде комбинации значений самого показателя, взятых с определенным лагом (авторегрессия), и некоторого нормального случайного процесса с нулевым математическим ожиданием (скользящее среднее) [1, 12].

Отбор и сравнение показателей VAR осуществляется посредством процедуры бэк-тестинга, в основе которой лежит проверка адекватности VAR с помощью различных статистических тестов. В практических приложениях чаще всего используется тесты Купица и Кристоферссона. Главное различие указанных тестов состоит в том, что тест Купица реализован в предположении о независимости последовательных наблюдений, в то время как тест Кристоферссона учитывает их взаимозависимость [4, 9].

2. Сравнительный анализ методов расчета показателя VAR

Продемонстрируем использование различных подходов к расчету показателя VAR на примере рынка нефти. Нефть на сегодняшний день остается основным энергоносителем. Ситуация на рынке нефти оказывает влияние не только на мировую энергетику, но и состояние всей мировой экономики [5, 7]. На рис. 1 представлена динамика котировок нефти марки Brent, ценового ориентира, характеризующего ситуацию на рынке. В течение рассматриваемого временного промежутка (2010-2018 гг.) рынок прошел несколько этапов. Восстановление в пост-кризисный период сменилось фазой стабилизации на достаточно высоком уровне – более 100 долл. за баррель. После этого рынок под воздействием ряда экономических и геополитических факторов резко пошел вниз, достигнув дна в конце 2015 г. С этого момента рынок вновь стал расти. Таким образом мы можем наблюдать существенные колебания цен на нефть, что, безусловно, свидетельствует о необходимости тщательной оценки рисков, связанных с инвестированием в данный актив.

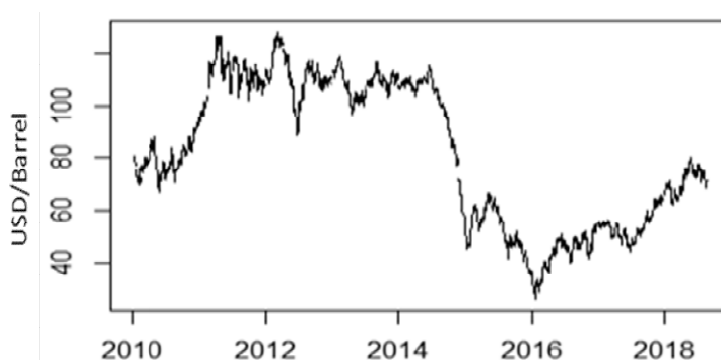


Рис. 1. Динамика котировок нефти марки Brent за период 2010-2018 гг..

Помимо рассмотрения собственно динамики цен моделирование рисков требует анализа доходности актива. На рис. 2, на котором представлена дневная доходность котировок нефти марки Brent, можно выделить кластеры волатиль-

ности, наблюдающиеся в периоды резких скачков цен.

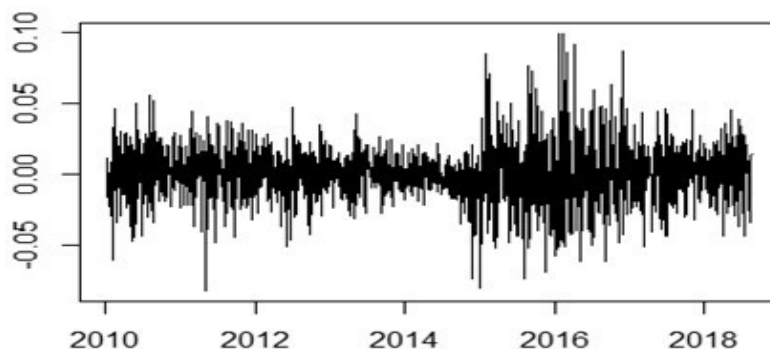


Рис. 2. Динамика дневной доходности котировок нефти марки Brent за период 2010-2018 гг..

Источник: FRED (<https://fred.stlouisfed.org/series>)

Процесс моделирования осуществлялся с использованием языков Python и R (среда RStudio). Для расчета показателя «безусловного» VAR были выбраны исторический метод, нормальное распределение, модифицированное нормальное распределение (разложение Корниша-Фишера) и распределение Стьюдента. Один из параметров, характеризующий распределение Стьюдента, число степеней свободы, был найден путем решения оптимизационной задачи (для данного ряда распределения число степеней свободы составило 4). С учетом того факта, что волатильность дневной доходности имеет тенденцию группироваться в кластеры, расчет «условной» волатильности и соответственно показателя VAR был реализован с помощью модели ARIMA-GARCH.

Для определения порядка модели ARIMA использовалась процедура автоматического выбора, реализованная в пакете forecast языка R. В результате была выбрана модель ARIMA(0,0). Это свидетельствует о том, что доходность дневных котировок нефти марки Brent описывается процессом «белого шума», т.е. отсутствием какой-либо зависимости между значениями временного ряда. После проверки нескольких вариантов модели условной волатильности, окончательный выбор был сделан в пользу модели GARCH (1,1). Моделирование волатильности было выполнено средствами пакета rugarch языка R.

Все используемые показатели VAR моделируются методом скользящего окна. Это означает, что показатель VAR периодически пересчитывается, и на основе последнего расчетного значения строится прогноз на один торговый день вперед. В табл. 1 и табл. 2 приведены результаты процедуры бэк-тестирования показателя VAR для уровней 5% и 1% с помощью теста Купица (UC-тест) и теста Кристоферсона (CC-тест).

Таблица 1

Тестирование дневного VAR@5% (допустимое число превышений - 84)

Метод		UC-тест	CC-тест
Нормальный	89	Принимается	Принимается
Корниш-Фишер	106	Отвергается	Отвергается
Стьюдент	48	Отвергается	Отвергается
Исторический	88	Принимается	Принимается
GARCH (1,1)	94	Принимается	Принимается

Тестирование дневного VAR@1%(допустимое число превышений - 16)

Метод		UC-тест	СС-тест
Нормальный	35	Отвергается	Отвергается
Корниш-Фишер	4	Отвергается	Отвергается
Стьюдент	4	Отвергается	Отвергается
Исторический	88	Принимается	Принимается
GARCH (1,1)	94	Принимается	Принимается

Используемые тесты фиксируют число случаев падения уровня дневной доходности ниже установленного значения VAR (или число случаев превышения данного порога, если значения доходности и VAR берутся по модулю). Применяемая процедура бэк-тестирования позволяет оценить применимость того или иного метода расчета VAR с двух позиций. Показатель VAR не проходит тест, как в случае слишком большого числа превышений, так и в случае их чрезмерно низкого значения.

Обращает на себя внимание тот факт, что модифицированный нормальный VAR (разложение Корниша-Фишера) не дает ожидаемого результата. В случае 5% VAR число превышений оказалось даже больше, чем показал немодифицированный нормальный VAR. Для 1% VAR, наоборот, число превышений существенно ниже допустимого уровня, что говорит об излишней консервативности данного метода. Это связано с особенностями поведения коэффициентов асимметрии и эксцесса, участвующих в расчете модифицированного VAR. Модель Стьюдента дает слишком консервативный результат для обоих случаев. Оба теста проходят два метода: исторический и GARCH (1,1). Выбор модели условной волатильности еще раз подчеркивает то, что распределение сырьевых активов относится к наиболее сложным моделям финансовых рисков.

3. Заключение

В статье рассматриваются вопросы, связанные с расчетом основных показателей, характеризующих риски, с которыми сталкиваются участники рынков энергетических ресурсов. На примере динамического ряда котировок рынка нефти марки Brent проводится сравнительный анализ различных методов расчета показателя Value-at-Risk. Несмотря на вполне справедливую критику в адрес данного показателя он по-прежнему остается ключевым индикатором риска, используемым как финансовыми институтами, так и корпорациями. На основании результатов процедура бэк-тестирования VAR можно сделать вывод о том, что методы расчета VAR, основанные на предположениях о нормальности распределения и постоянной волатильности, не вполне адекватно описывают реальную ситуацию на рынке товарных активов. Для более полного учета особенностей распределения временных рядов требуется применение методов, основанных на модели условной волатильности (GARCH).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айвазян С. А. Методы эконометрики : учебник. М. : Магистр, Инфра-М, 2010.

2. *Ляльков И. М.* Анализ стратегических финансовых рисков компаний топливно-энергетического комплекса // Экономика и предпринимательство. 2017. № 7 (84).
3. *Ляльков И. М.* Международный рынок нефти: риски и вызовы для российских компаний // Новая российская экономика: движущие силы и факторы. Международная научно-практическая конференция молодых ученых, аспирантов и магистрантов (3 декабря 2016 г., Ярославль).
4. *Ляльков И. М.* Методология Value-at-Risk в моделировании ценовых рисков нефти // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия «Экономика и право». 2017. № 11.
5. *Ляльков И. М.* Oil Market: A new paradigm // XXX Международные Плехановские чтения, Москва 2017.
6. *Халл Дж. К.* Опционы, фьючерсы и другие производные инструменты. М. : ИД «Вильямс», 2008.
7. *Хоминич И. П., Ляльков И. М.* Управление финансовыми рисками в компаниях топливно-энергетического комплекса // Финансовые стратегии и модели экономического роста России: проблемы и решения : сб. науч. статей коллектива Финансового факультета науч.-педагог. работников и молодых ученых выпускающих кафедр Образовательно-научного центра «Экономика и финансы».
8. Энциклопедия финансового риск-менеджмента / под ред. А. А. Лобанова, А. В. Чугунова. М. : Альпина Паблишерз, 2009.
9. *Jorion P.* Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. The McGraw-Hill Companies, Inc. 2007.
10. *Stulz R.* Risk Management and Derivatives. South-Western Mason. 2003.
11. *Tagliafichi R. A.* The estimation of Market VaR using Garch model and a heavy tails distribution. [Electronic resource]. URL: www.actuaries.org/AFIR/ (date of access: 18.07.2018).
12. *Tsay R. S.* Analysis of Financial Time Series. John Wiley and Sons, 2010.

КРЕДИТНЫЙ СКОРИНГ. МЕТОДЫ ПОСТРОЕНИЯ СКОРИНГОВЫХ МОДЕЛЕЙ

Л. А. Маслова

Московский государственный институт международных отношений, Россия
E-mail: l.maslova@inno.mgimo.ru

В работе проводится сравнение статистической модели кредитного скоринга на основе логистической регрессии с моделью кредитного скоринга, построенной по модели неройной сети - самоорганизующихся карт Кохенена (SOC). Обе модели обладают хорошей классификационной способностью распознавания «плохих» и «хороших» заемщиков на уровне от 75-80%.

CREDIT SCORING. METHODS OF CONSTRUCTION OF SCORING MODELS

L. A. Maslova

The paper compares the statistical model of credit scoring on the basis of logistic regression with the model of credit scoring, built according to the model of a non-linear network - self-organizing Kohonen maps. Both models have a good classification ability of recognizing "bad" and