

# ПРИМЕНЕНИЕ LOGIT-МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВОЛАТИЛЬНОСТИ ВАЛЮТНОГО КУРСА

Грецкий Роман Евгеньевич, Карачун Ирина Андреевна, БГУ

Ключевые слова: волатильность, валютный рынок, ARCH, моделирование

## *Основные подходы к определению и анализу волатильности*

Финансовые рынки можно рассматривать с разных точек зрения. С одной стороны, существуют экономические теории, концентрирующиеся непосредственно на оценке финансовых активов, с другой – теории, относящиеся к отдельным рынкам (валютным, процентным, фондовым, производным и т.п.). Среди хорошо известных примеров можно назвать паритет валютных курсов, модели временной структуры процентных ставок, модель оценки капитальных активов (САРМ) и модель оценки опционов Блека-Шоулза. Большинство этих моделей основываются на теоретических концепциях, которые формируют ожидания, функции полезности и предпочтения риска [11]. Обычно предполагается, что участники рынков действуют рационально, имеют рациональные ожидания и не склонны к риску. В таких условиях цены и доходности могут быть определены в рамках равновесных моделей, таких как САРМ, которые «очищают» рынки, т.е. уравнивают предложение и совокупный спрос. Другой подход следует теории арбитража (например, Блек-Шоулз), предполагая, что возможности получения безрисковой прибыли будут немедленно замечены участниками рынка и устранены путем корректировки цен [13]. Теория арбитража и равновесная теория тесно связаны, хотя первая отталкивается от меньшего количества предположений, а вторая содержит более точно определенные решения для сложных ситуаций.

Основная цель многих частных и институциональных инвесторов, паевых фондов и даже центральных банков по всему миру – контроль и прогнозирование волатильности. Центральные банки, например, разрабатывают ряд инструментов для получения надежного прогноза поведения цен на финансовые инструменты, чтобы принимать правильные решения и адекватно оценивать величину риска в рыночных условиях. Для иных экономических агентов точность прогноза волатильности является не менее важным фактором как с точки зрения принятия решений на финансовых рынках, так и развития существующих инвестиционных стратегий. Достоверные оценки и прогнозы волатильности важны для крупных кредитных институтов, в которых волатильность напрямую используется для измерения риска, к примеру, премия за риск часто определяется как функция от волатильности. Поэтому волатильность играет важную роль в моделировании финансовых систем и временных рядов. При этом она, в отличие от временной структуры, ненаблюдаема и должна оцениваться по имеющимся данным и наибольший интерес представляет нахождение подходящей модели для волатильности. Технические возможности использования различных макроэкономических факторов для прогнозирования волатильности уже довольно широко рассмотрены в научной литературе, причем наиболее современные исследования в основном сосредоточены на моделях временных рядов. Доходности акций, курсы валют, процентные ставки и другие финансовые показатели имеют определенные параметры, отличающие их от прочих временных рядов, и по своим свойствам наиболее полно им отвечают стохастические процессы. Дискуссия относительно факторов, оказывающих влияние на динамику волатильности, привела к появлению ряда теорий и моделей, которые могут как дополнять друг друга, так и быть альтернативными.

Большинство экономистов придерживаются точки зрения, что волатильность – изменчивость цены, которая характеризуется прежде всего стандартным отклонением. Эта трактовка логично встраивается в теорию вариационно-ковариационного анализа, поскольку именно среднее значение (математическое ожидание) и вариация (дисперсия) отражают всю полезную информацию об активе, если его доходность распределена по нормальному закону,

как предполагает классическая теория Марковица. Появление в 1973 г. модели оценки опционов Блека-Шоулза-Мертон, помимо прочего, изменило представление о волатильности [13]. Очень скоро стало ясно, что такой подход плохо описывает действительность. Дальнейшее развитие финансовой теории привело к тому, что волатильность сама стала рассматриваться не как параметр (пусть даже изменяющийся во времени), а как случайный процесс. Таким образом, термин «волатильность» в финансах претерпел круговую эволюцию: от обозначения явления изменчивости к статистической оценке, затем к параметру модели, и, наконец, к случайному процессу, который вновь характеризует изменчивость цен в целом.

*Преимущества и недостатки существующих моделей прогнозирования волатильности*

Появление ARCH-моделей в восьмидесятых годах прошлого века повлекло за собой беспрецедентный рост количества разработок в сфере финансовой эконометрики. Стало ясно, что такие модели могут эффективно достаточно легко представить типичные эмпирические выводы. В частности, после распада Бреттон-Вудской системы и введения в семидесятых гибких валютных курсов эти модели всё чаще использовались исследователями и практиками. Но наблюдаемая в течение последних десяти лет популярность методологии ARCH/GARCH выявила ряд слабых сторон в прогнозировании волатильности данными методами, в том числе, в определении волатильности как стандартного отклонения. Сформировалось мнение, что доходности нельзя рассматривать как независимые одинаково распределенные случайные величины, в лучшем случае – как некоррелированные. Особенно это справедливо для финансовых временных рядов высокой частоты, например, дневных данных. Благодаря этому появилось большое количество прогнозных моделей, таких как EGARCH, FIGARCH, GJR-GARCH [13].

ARCH-модель впервые была предложена в работе R.F. Engle [14] и основывалась на моделировании стандартного отклонения доходности финансового инструмента с помощи суммы постоянной базовой волатильности и линейной функции абсолютных значений нескольких последних изменений цен. Уровень волатильности (стандартное отклонение доходности финансового инструмента) рассчитывается по следующей рекурсивной формуле (ARCH(q)):

$$\sigma_t^2 = a + \sum_{i=1}^q b_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (1)$$

где  $a$  – базовая волатильность (константа),

$\varepsilon$  – предыдущие изменения цен,

$q$  – порядок модели – количество последних изменений цен, влияющих на текущую волатильность,

$b_i$  – весовые коэффициенты, определяющие степень влияния предыдущих изменений цен на текущее значение волатильности.

ARCH-модель предполагает зависимость волатильности только от квадратов прошлых значений временного ряда. Если предположить, что она зависит также от прошлых значений самой условной дисперсии, то получится обобщённая ARCH (Generalized ARCH — GARCH) и другие модификации. Их основная задача – учесть информационную асимметрию: плохие новости (отрицательные шоки) обычно оказывают большее влияние на волатильность, чем хорошие новости (положительные шоки), поэтому волатильность выше на падающем рынке, чем на растущем – эффект леввереджа (рычага). В рамках классических GARCH-моделей этот эффект объяснить невозможно, так как условная дисперсия зависит от квадратов прошлых значений ряда и не зависит от их знаков:

$$\sigma_t^2 = a + \sum_{i=1}^q b_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p c_j \sigma_{t-j}^2, \quad (GARCH) \quad (2)$$

$$\ln \sigma_t^2 = a + \sum_{i=1}^q b_i g(\varepsilon_{t-i}) + \sum_{j=1}^p c_j \ln \sigma_{t-j}^2, \quad g(\varepsilon_t) = \delta_1 \varepsilon_t + \delta_2 \left( |\varepsilon_t| - \sqrt{2/\pi} \right), \quad (EGARCH) \quad (3)$$

ARCH-модель является только отправной точкой эмпирического исследования и опирается на широкий диапазон спецификационных тестов. Некоторые практико-ориентированные несоответствия выявлены сравнительно недавно, например, определение и моделирование шоков и проблема моделирования асимметрии. Основные недостатки этой теоретической модели можно проиллюстрировать на примере эмпирических данных валютного рынка. В авторском исследовании применялись различные версии рассматриваемой модели, например, EGARCH (1,1) – рисунок 1.



**Рисунок 1 – Результаты прогнозирования курса валютной пары EUR/USD на основе модели EGARCH (1, 1) для дневных данных**

Примечание – Источник: собственная разработка на основе данных AC DNB Trade

Проведенный сравнительный анализ ретро-прогноза и реального курса, результаты которого приведены на рисунке 1, явно показывает, что прогноз явно запаздывает, это особенно заметно при сильном изменении цены (высокой волатильности). Отсюда можно сделать вывод, что данный тип моделей прогнозирования лучше использовать в периоды низкой волатильности и для долгосрочных прогнозов, в то время как для целей краткосрочного прогнозирования и предсказания периодов возможной высокой волатильности должен быть создан более точный инструмент. Модели семейства ARCH/GARCH достаточно широко применялись и анализировались на валютных рынках, о чем свидетельствуют, например, работы А.А. Молчанова или D. Erdemlioglu [3]. Среди наиболее известных работ, посвященных альтернативному подходу прогнозирования волатильности и обменного курса с помощью логит-регрессии, можно назвать статью В.В. Крюкова и П.А. Крюкова [2]. Результаты, представленные в этой и аналогичных работах, подтверждают гипотезу о том, что логит-модели движений цен на финансовых рынках могут существенно улучшить обоснованность принятия инвестиционных решений и тем самым улучшить существующие торговые стратегии.

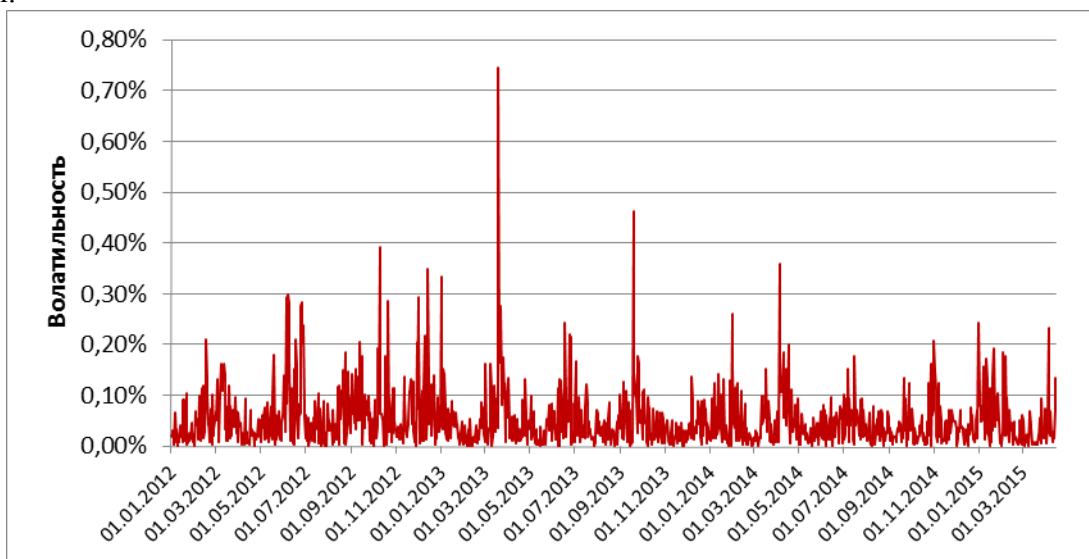
Цели данной работы состоят в следующем:

1. Предложить альтернативную методологию прогнозирования волатильности на высокочастотных данных и сопоставить результаты с моделями типа ARCH.
2. Исследовать предложенную модель на эмпирических данных финансовых рынков и оценить её прогнозную точность.

*Методология построения предлагаемой модели прогнозирования волатильности*

Время от времени на финансовых рынках возникают сильные колебания, связанные с множеством факторов, среди которых ожидаемые новости, публикация важной статистики или даже биржевые обвалы и кризисы. В такие периоды волатильность цен на большинство

финансовых инструментов возрастает. При анализе рисунка 2 видно, что 80% всего времени типичный финансовый рынок является слабоволатильным и только 20% времени на рынке наблюдается действительно высокая волатильность. В данной работе основное внимание будет сконцентрировано на прогнозировании именно таких периодов, когда за довольно короткий промежуток времени цена финансовых инструментов совершает значимые движения.



**Рисунок 2 – Ежедневная волатильность валютной пары EUR/USD**

Примечание – Источник: собственная разработка на основе данных AC DNB Trade

Поэтому начальной точкой анализа является определение волатильности, а также непосредственно переменной, которая будет анализироваться и прогнозироваться. На основании определения волатильности, впервые предложенного Б. Уильямсом ([6], [7], [8], [9], [10]), предлагается прогнозировать именно всплески волатильности, то есть моменты, когда низкая волатильность переходит в высокую. Такой подход позволил бы сосредоточиться именно на выявлении ситуаций изменения рыночных условий и мог бы предсказать периоды с высоким и умеренным риском и, что более важно, качественно разграничить их. Волатильность может быть представлена следующим образом:

$$VOL = VOL_{\max} - VOL_{\min}, \quad (4)$$

где  $VOL$  – волатильность финансового инструмента за заданный промежуток времени,  
 $VOL_{\max}$  – максимальное значение цены за заданный промежуток времени,  
 $VOL_{\min}$  – минимальное значение цены за заданный промежуток времени.

Для того, чтобы такая волатильность являлась точкой изменения рыночной ситуации (точкой изменения волатильности), она должна соответствовать ряду условий:

$$VOL_t = \frac{(VOL_{t-1} + VOL_{t-2} + VOL_{t-3})}{3}, \quad (5)$$

где  $t$  – определенный момент времени,

$$V_{t-1} \geq 1500, \quad (6)$$

где  $V_{t-1}$  – тиковый объем сделок предыдущего бара (изменяется в минимальных движениях цены – тиках),

$$\frac{|P_{open} - P_{close}|}{P_{open}} * 100\% \geq 1\%, \quad (7)$$

где  $P_{open}$  – цена открытия для заданного промежутка времени,

$P_{close}$  – цена закрытия для заданного промежутка времени.

Данные «фильтры» позволят исключить большую часть не интересующих нас данных, которые характеризуют низкую волатильность, а также ряд сигналов, которые искажают

действительную рыночную ситуацию, например, свечи Доджи ([6], [7]). Теоретической и методологической базой для построения модели выступит стандартная logit регрессионная модель, имеющая следующий вид:

$$y = \frac{\exp(b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n)}{1 + \exp(b_0 + b_1x_1 + \dots + b_nx_n)}, \quad (8)$$

где  $b_i$  – коэффициенты модели, а  $x_i$  – экзогенные переменные модели. Легко видеть, что независимо от регрессионных коэффициентов или величин  $x$ , предсказанные значения ( $y$ ) в этой модели всегда будут лежать в диапазоне от 0 до 1.

Термин «логит» (logit) произошел от того, что эту модель легко линеаризовать с помощью logit-преобразования. Предположим, что бинарная зависимая переменная  $y$  является непрерывной вероятностью  $p$ , лежащей в диапазоне от 0 до 1. Тогда можно преобразовать эту вероятность  $p$  следующим образом:

$$p' = \ln(p / (1 - p)), \quad (9)$$

где  $p$  – вероятность принятия эндогенной переменной значения «1».

Логит-регрессионная модель предназначена для решения задач предсказания значения непрерывной зависимой переменной при условии, что эта зависимая переменная может принимать значения на интервале от 0 до 1. В силу такой специфики её можно использовать для предсказания вероятности наступления определенного события (в нашем случае – возникновения точки изменения волатильности) в зависимости от значений некоторого числа индикаторов.

#### *Модель прогнозирования точек изменения волатильности*

В данной работе указанная теория была применена к валютному рынку, а именно, к валютной паре EUR / USD. Таким образом, эндогенной переменной рассматриваемой модели будет выступать наличие точки изменения волатильности валютного курса EUR/USD. В работе используется временная выборка котировок EUR/USD с 1 января 2015 года по 1 марта 2015 года (1032 наблюдения) с интервалом в один торговый час. Для предсказания поведения волатильности использован ряд переменных, которые отражены в таблице 1. Таблица 1 – Основные обозначения переменных, используемых при построении модели

<b>Название переменной</b>	<b>Обозначение</b>
Показатель точки изменения волатильности	<i>VOL</i>
Наличие в данный момент времени на рынке какой-либо новости низкой значимости <sup>1</sup>	<i>N<sub>1</sub></i>
Наличие в данный момент времени на рынке какой-либо новости средней значимости <sup>1</sup>	<i>N<sub>2</sub></i>
Наличие в данный момент времени на рынке какой-либо новости высокой значимости <sup>1</sup>	<i>N<sub>3</sub></i>
Сигнал фрактального пробоя на покупку <sup>2</sup>	<i>F<sub>1</sub></i>
Сигнал фрактального пробоя на продажу <sup>2</sup>	<i>F<sub>2</sub></i>
Наличие точки изменения волатильности на европейском фондовом рынке	<i>CM<sub>indu</sub></i>

<sup>1</sup> В данной работе все новостные события поделены на 3 категории влияния на рынок – низкая, средняя, высокая – таким образом, что в каждый момент времени формируется новостной фон, который непосредственно влияет на рынок и на неопределенность в краткосрочной перспективе. Классификация основных новостей и степень их влияния на рынок были взяты как средние значения между основными экономическими календарями, используемыми трейдерами из источников [1] и [12].

<sup>2</sup> Методология сигналов фрактального пробоя подробно описана в [6], [7], [8].

Наличие точки изменения волатильности на фондовом рынке США	$CM_{stox50}$
Наличие точки изменения волатильности на товарном рынке нефти марки BRENT	$CM_{brent}$
Наличие бара разворота <sup>3</sup>	$Xbar$
Наличие сигнала на индикаторе АО <sup>4</sup>	$AO$
Наличие сигнала на индикаторе АС <sup>4</sup>	$AC$
Наличие сигнала по методологии уровней Фибоначчи <sup>5</sup>	$FIB$
Увеличение в объеме совершенных сделок более чем в 2 раза в сравнении с предыдущим наблюдением	$V$
Наличие третьей волны в уровнях по методологии уровней Фибоначчи <sup>5</sup>	$W$

Примечание – собственная разработка

Эконометрическая логит-модель волатильности имеет вид:

$$P(VOL) = 0.11N_1 + 0.12N_2 + 0.38N_3 + 0.06F_1 - 0.04F_2 - 0.0006V + 0.06W + 0.01Xbar + 0.002CM_{indu} - 0.006CM_{stox50} + 0.01CM_{brent} + 0.05FIB + 0.03AO + 0.01AC, \quad (10)$$

Построенная модель оценивалась методом максимального правдоподобия, который предполагает нахождение параметров с позиции максимума вероятности совпадения построенных и наблюдаемых значений на уровне значимости  $p = 0.05$  для соответствующей  $t$ -статистики коэффициентов модели. Для выявления значимости коэффициентов использовался тест  $\loglikelihood$ , в котором логарифм функции правдоподобия сравнивается с логарифмом функции правдоподобия только от константы. Статистические показатели построенной модели:  $\chi^2(14) = 561.7$ ,  $\text{Max likelihood} = 25.1563$ , уровень значимости  $\chi^2$  для коэффициентов = 0.05. Показателями качества модели также являются информационные критерии Акайке (AC) и Шварца (SW):

$$AC = -2\ln(L_1) + 2k \quad (11)$$

$$SW = -2\ln(L_1) + k \ln(n) \quad (12)$$

где  $k$  – количество регрессоров,

$n$  – количество наблюдений,

$L_1$  – сумма квадратов ошибок исходного уравнения, деленная на количество наблюдений (логит прогнозируемого значения волатильности).

Оптимальная в смысле указанных критериев модель будет иметь минимальное значение критерия. Графический анализ автокорреляционной и частной автокорреляционной функций для остатков модели показывает наличие несущественной положительной автокорреляции. Основные статистические показатели построенной модели представлены в таблице 2. Можно заключить, что у модели достаточно высокий коэффициент детерминации и относительно низкие коэффициенты Акайке и Шварца. Изменение зависимых переменных и увеличение числа наблюдений повышает значения данных критериев, в то же время уменьшение критерия означает снижение размерности модели. Таким образом, лучшая модель соответствует минимальному значению критериев, а абсолютное значение критерия не несет в себе полезной информации. Проверка отсутствия автокорреляции в данной модели не требуется, так как в качестве оценок коэффициентов был использован метод максимального правдоподобия.

<sup>3</sup> Бар разворота – один из наиболее популярных сигналов торговли по методам анализа японских свечей, впервые предложен Стивом Нисоном в работе [5].

<sup>4</sup> Данные индикаторы используются в стратегии торговли Profitunity и были предложены и описаны в работах [7] и [8].

<sup>5</sup> Теория уровней Фибоначчи применяется в данной работе на уровне теории волн Эллиотта, а все качественные и количественные оценки данных сигналов предложены в работах [9], [10].

Таблица 2 – Проверка качества модели

$R^2$	Псевдо- $R^2$	Критерий Акайке	Критерий Шварца
0.914	0.6318	-1.1342	-1.10243

Примечание – собственная разработка

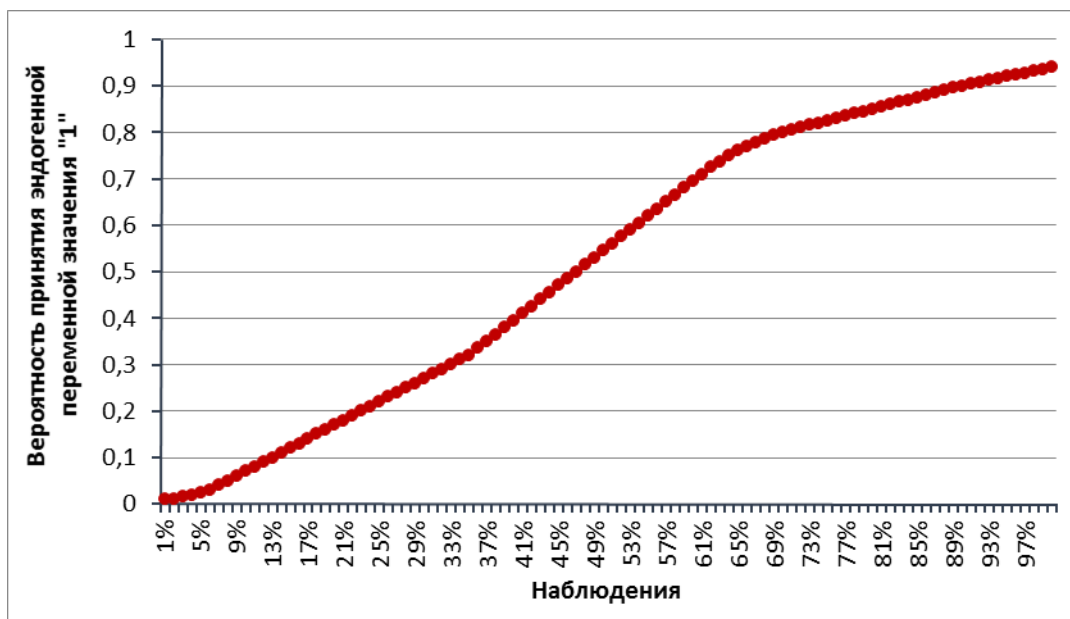
Исходя из проведенного анализа на рисунке 3 можно видеть, что основные рыночные движения были предсказаны, несмотря на то, что даже в относительно спокойные рыночные времена и периоды, показатель растет до 20–30%, а значительного изменения волатильности не наблюдается.



**Рисунок 3 – Результаты построения эконометрической модели**

Примечание – Источник: Собственная разработка

Рисунок 3 и рисунок 4 показывают распределение вероятности принятия эндогенной переменной значения «1» для различных наблюдений. Здесь вся выборка была сгруппирована относительно вероятности возникновения точки изменения волатильности, поэтому число потенциальных наблюдений отражает большее количество фактически проанализированных данных (в среднем на одно наблюдение приходится около 20 фактических точек данных). Как можно убедиться, глядя на график, значения вероятности в диапазоне от 0% до 20% наиболее вероятны, нежели значения от 80% до 100%, следовательно, точек изменения волатильности было спрогнозировано относительно немного. Как уже было сказано, рынок подвержен принципу 80% на 20%, что и подтверждает данная модель.



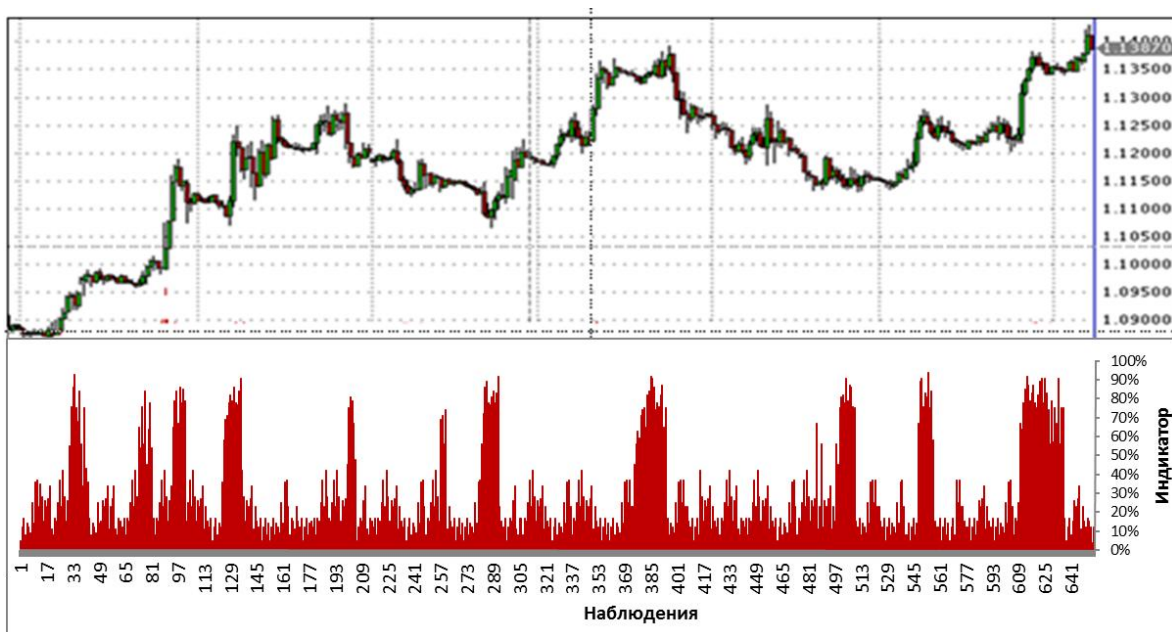
**Рисунок 4 – Полигон распределения вероятностей при построении логит-модели**  
 Примечание – Источник: Собственная разработка

В нашем случае эндогенная переменная считается предсказанной тогда, когда её предсказанное значение поднимается до уровня  $>70\%$ . Данный параметр не строго ограничен, поскольку отражает, прежде всего, личную приверженность отдельного инвестора/трейдера приемлемой величине риска. Для наиболее адекватного статистического выбора данного критерия будет проведено отдельное исследование. В данном случае было выбрано такое значение критерия, которое позволяет отсеять все несущественные данные и с большей степенью уверенности говорить о том, что на рынке действительно наблюдается высокая вероятность возникновения точки изменения волатильности и, вместе с тем, отражает риск-нейтральную позицию инвестора.

*Сопоставление построенной модели с моделями типа ARCH по результатам ретропрогноза*

Для того, чтобы понять прогнозную силу модели необходимо смоделировать ретропрогноз и оценить предсказанные и не предсказанные точки изменения волатильности. Ретропрогноз валютного курса EUR/USD проведен на основе фактических данных с 8 Апреля 2015 г. по 14 Мая 2015 г. График значений данной переменной и полигон вероятностей по результатам прогнозирования показан на рисунке 5:





**Рисунок 5 – Прогнозирование волатильности EUR/USD на основе предлагаемой эконометрической модели**

Примечание – Источник: Собственная разработка на основе данных ТП DNB Trade

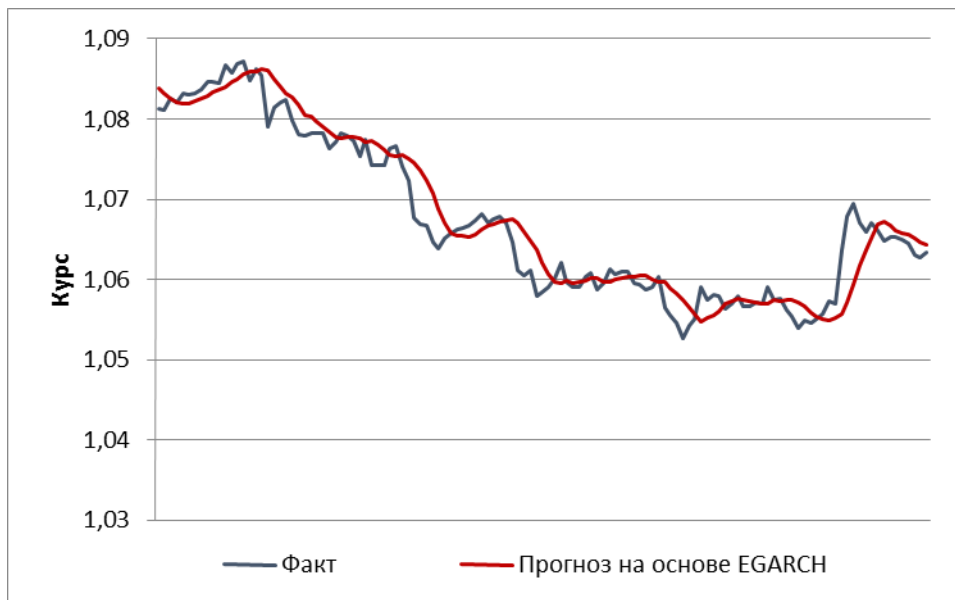
Любому значительному движению в цене, как правило, соответствует значительное увеличение рассматриваемого показателя (красные линии графика на рисунке 5). Очевидно, что большую часть времени он находится в диапазоне от 0 до 40%, что позволяет отфильтровать множество ложных точек. Лишь незначительное число точек оказывается в области большей, чем 70%, то есть попадает под классификацию точек изменения волатильности. Всего было спрогнозировано 14 точек изменения волатильности за интервал времени, показанный на этих графиках. Как можно заметить в таблице 3, из 655 наблюдений, точки изменения волатильности наблюдались в 72 случаях, из которых 58 были успешно предсказаны моделью, что составляет более 80%. В то же время число ошибочных прогнозов было крайне незначительно: лишь 14 наблюдений были обозначены как точки изменения волатильности, хотя такими и не являлись. Таким образом, число неверных прогнозов составило  $14/583 = 2\%$ , что крайне мало для моделей такого рода.

Таблица 3 – Проверка качества ретро-прогноза

		Предсказано		
		P(VOL) = 0	P(VOL) = 1	Сумма
Получено	P(VOL) = 0	536	47	583
	P(VOL) = 1	14	58	72
	Сумма	550	105	655

Примечание – собственная разработка

Аналогичный ретропрогноз был составлен и для модели EGARCH(1,1). Результаты построения – фактические и спрогнозированные данные, показаны на рисунке 6.



**Рисунок 6 – Спрогнозированные в модели EGARCH и фактические значения обменного курса EUR/USD**

Примечание – Источник: Собственная разработка

По результатам данного прогноза можно сделать вывод о том, что исходя из статистических коэффициентов и параметров модели типа ARCH нельзя сравнить с альтернативной моделью, предлагаемой в данной работе, так как в одной модели решается задача прогнозирования конечной котировки EUR/USD (корректируются ошибки в прогнозах базовой модели ARMA(1,1)), а в другой – прогнозируется абсолютная изменчивость цены относительно прошлых периодов. Поэтому данные модели можно сравнить только относительно качества сделанных ими прогнозов, в чем и состоит общий недостаток GARCH-моделей. Все они, независимо от применяемых методов вычисления, используют исторические данные и если условия на рынке (например, волатильность или корреляция активов) резко меняются, то эти изменения будут учтены только через определенный промежуток времени, а до этого момента предсказания будут некорректны.

Все вышеуказанные факторы приводят к тому, что GARCH-модели хорошо работают в случае стабильного состояния рынков и перестают адекватно отражать поведение цен, когда на рынках происходят существенные изменения. Таким образом и GARCH-модель и модель, предложенная в работе имеют собственные преимущества и недостатки.

#### *Заключение*

В результате построения модели, предлагаемой для прогнозирования волатильности в данной работе, были получены статистически значимые оценки параметров для экзогенных переменных, устойчивые к случайным изменениям на рынке. Итогом построения данной модели стал индикатор, который отражает вероятностное распределение возникновения точки изменения волатильности. Если сопоставить график фактических и спрогнозированных значений, становится ясно, что большинство точек изменения волатильности были предсказаны, а ложные сигналы наблюдались достаточно редко. Прогнозы по методологии GARCH, в свою очередь, имеют свойство сильно запаздывать и, следовательно, этот факт негативно сказывается на прогнозных свойствах таких моделей. Однако у построенной модели есть и свои недостатки, такие как довольно невысокий процент правильных прогнозов (~80%) и большая трудоемкость применения данной модели на других финансовых рынках. Для улучшения результатов модели в будущем планируется её усовершенствование и унификация для возможности более легкого применения на других финансовых рынках.

#### **Литература**

1. Канеман, Д., Принятие решений в условиях неопределенности: правила и предубеждения / Д. Канеман, П. Словик. – Харьков : Гуманитарный Центр, 2005. – 632 с.
2. Крюкова, В.В. Статистическое прогнозирование валютного курса / В.В. Крюкова, П.А. Крюков // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2010. – №6. – С. 179–188.
3. Молчанов, А.А. Использование GARCH модели для исследования динамики курса валют / А.А. Молчанов // Гаудеамус. – 2012. – №20. – С. 222–229.
4. Нисон, С. За гранью японских свечей / С. Нисон. – М : Евро, 2011. – 296 с.
5. Нисон, С. Японские свечи. Графический анализ финансовых рынков / С. Нисон. – М : Евро, 2008. – 352 с.
6. Уильямс, Б. Новые измерения в торговле / Б. Уильямс. – М: ИК Аналитика, 2006. – 287 с.
7. Уильямс, Б. Торговый Хаос / Б. Уильямс. – М : ИК Аналитика, 2000. – 374 с.
8. Уильямс, Б. Торговый Хаос 2 / Б. Уильямс. – М : ИК Аналитика, 2009. – 362 с.
9. Фрост, А. Волновой принцип Эллиота. Ключ к пониманию рынка / А. Фрост, Р. Пректер. – М : Альпина Паблишер, 2012 – 269 с.
10. Фрост, А. Практическое применение теории волн Эллиота / А. Фрост, Р. Пректер. – М, 2010 – 282 с.
11. Швагер, Д.Д. Технический анализ фьючерсных рынков / Д.Д. Швагер. – М : Альпина Паблишер, 2007. – 656 с.
12. Ямароне, Р. Основные макроэкономические индикаторы / Р. Ямароне. – М : SmartBook, 2010. – 320 с.
13. Black, The Pricing of Options and Corporate Liabilities // Journal of Political Economy. – 1973. - № 81. – P. 637–654.
14. Engle, R.F. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with the Estimates of the Variance of U.K. Inflation / R.F. Engle // Econometrica. – 1982. – № 50. – P. 987–1008.
15. Engle, R.F. Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M model / R.F. Engle, M. David, P. Russel // Econometrica. – 1987. – № 55. – P. 391–407.