

Интернет-журнал «Наукоедение» ISSN 2223-5167 <http://naukovedenie.ru/>

Том 9, №3 (2017) <http://naukovedenie.ru/vol9-3.php>

URL статьи: <http://naukovedenie.ru/PDF/42TVN317.pdf>

Статья опубликована 25.05.2017

Ссылка для цитирования этой статьи:

Мусин А.Р. Сравнение качества прогнозных моделей валютного рынка с применением Калмановской фильтрации и традиционных моделей временных рядов // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 9, №3 (2017) <http://naukovedenie.ru/PDF/42TVN317.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ.

УДК 519.24

Мусин Артур Рустамович

НОУ ВПО «Московский финансово-промышленный университет «Синергия»», Россия, Москва

Аспирант

E-mail: amusin@nes.ru

Сравнение качества прогнозных моделей валютного рынка с применением Калмановской фильтрации и традиционных моделей временных рядов

Аннотация. Данная работа посвящена проведению сравнительного анализа эффективности применения моделей, оцененных при помощи фильтра Калмана, в сравнении с обобщенной моделью условной гетероскедастичности (GARCH) и моделью авторегрессии - скользящего среднего (ARMA), для получения прогнозных значений временных рядов валютного рынка. Данная задача является актуальной для трейдеров, портфельных управляющих, корпоративных заемщиков, а также экономических и финансовых блоков правительств стран. В качестве исследуемого временного ряда, в работе был взят ряд индекса доллара США (USD_X или DXY), являющегося взвешенной оценкой стоимости доллара США по отношению к базовой корзине валют стран, являющихся главными торговыми партнерами США. Для значений временного ряда использовалась выборка ежедневных значений индекса за весь 2016 год. В работе в качестве классических прогнозных моделей были построены следующие: ARMA (2, 2) и ARCH модель с ARMA - процессом - ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1). Для модели, оцененной при помощи фильтра Калмана была использована модель локального уровня (local - level). Полученные в работе результаты свидетельствуют о том, что для используемого временного ряда индекса доллара США, на тестовом множестве, модель, оцененная фильтром Калмана, позволила получить более точные прогнозные значения по сравнению с традиционными моделями ARMA (2, 2) и ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1). С численной точки зрения, данное преимущество составило 0,02% и 0,01% для средней и максимальной относительных ошибок прогноза.

Ключевые слова: временной ряд; фильтр Калмана; модель авторегрессионной условной гетероскедастичности; обобщенная модель авторегрессионной условной гетероскедастичности; модель авторегрессии скользящего среднего; интегрированная модель авторегрессии скользящего среднего; нестационарность; прогнозирование

Введение

Как известно, прогнозирование временных рядов валютного рынка является непростой задачей. Временные ряды подобного рода содержат ряд статистических закономерностей, таких как тяжелые хвосты и острый пик распределения, нестационарность и кластеризация

волатильности, зачастую представляющих собой проблему для анализа и построения моделей. Данная задача прогнозирования временных рядов валютного рынка является по-настоящему актуальной для трейдеров, портфельных управляющих, корпоративных заемщиков, а также правительства стран. В настоящее время, существует ограниченный ряд эконометрических моделей, позволяющих с определенной точностью справляться с таким прогнозированием. Ряд экономистов считает модель случайного блуждания (RW) наиболее простой и приближенной к реальным ситуациям на рынках [24]. Модели авторегрессионной условной гетероскедастичности (ARCH) и авторегрессии скользящего среднего (ARMA), а также их усложненные версии, являются шагом, направленным на уход от концепции случайного блуждания к построению моделей, позволяющих учитывать внутренние особенности и характеристики исследуемого временного ряда. Несмотря на усложненную статистическую структуру данных моделей, ряд исследований показали отсутствие их преимуществ перед моделью случайного блуждания (RW) [21]. Одной из важных особенностей временных рядов данных валютного рынка является наличие в них нелинейностей, являющихся одной из причин низкой эффективности применения традиционных моделей. Существует ряд проведенных исследований, направленных на объяснение и моделирование таких нелинейностей в данных, например, работы [4], [5], [13], [16] и [26], в которых авторы показали преимущество в прогнозировании с помощью нелинейных моделей. С другой стороны, также проведены исследования, позволяющие сделать вывод об отсутствии преимуществ нелинейных моделей перед классическими линейными, например, [22]. Действительно, для построения нелинейной модели, позволяющей прогнозировать точнее линейных моделей, необходимо определить и задать специфические особенности и характеристики конкретного рынка на конкретном периоде времени. Учитывая подобную субъективность, традиционные линейные модели являются наиболее общим и качественным инструментом прогнозирования. Данная работа посвящена исследованию применения фильтра Калмана [17], [18] для построения прогнозных моделей валютного рынка, а также сравнение эффективности его применения с традиционными моделями. В отличие от последних, фильтр Калмана, благодаря его рекурсивному способу оценки позволяет учитывать нелинейность используемых данных без задания их специфических характеристик и функциональных форм. Более того, возможность построения несмещенных оценок, даже при использовании нестационарных входных данных и негауссовской природы ошибок, позволяет фильтру Калмана строить эффективные прогнозные модели.

Общий алгоритм исследования включал следующие шаги: приведение исходного ряда USDX к стационарному, далее, построение прогнозных модели типа ARIMA Бокса-Дженкинса и модели семейства GARCH, построение прогнозной модели локального уровня, оцененной при помощи фильтра Калмана. После построения данных трех моделей была произведена оценка точности полученных с их помощью прогнозов.

Используемые данные

Для построения моделей прогнозирования в данной работе был использован описанный выше индекс доллара США (USDX)¹. Данные с шагом в 1 день были выгружены за весь 2016 год: с 04.01.2016 по 30.12.2016. В качестве значений котировок использовалась средневзвешенная в течение суток цена. Данные для обучающей выборки содержали 237 значений (04.01.2016 по

¹ Данные котировок (URL): <https://www.investing.com/quotes/us-dollar-index> (дата обращения 10.03.2017).

30.11.2016). На рисунке 1 приведены исходные данные для построения прогноза. Приращению в 1 шаг на оси X, соответствует 1 день, начиная с 04.01.2016.

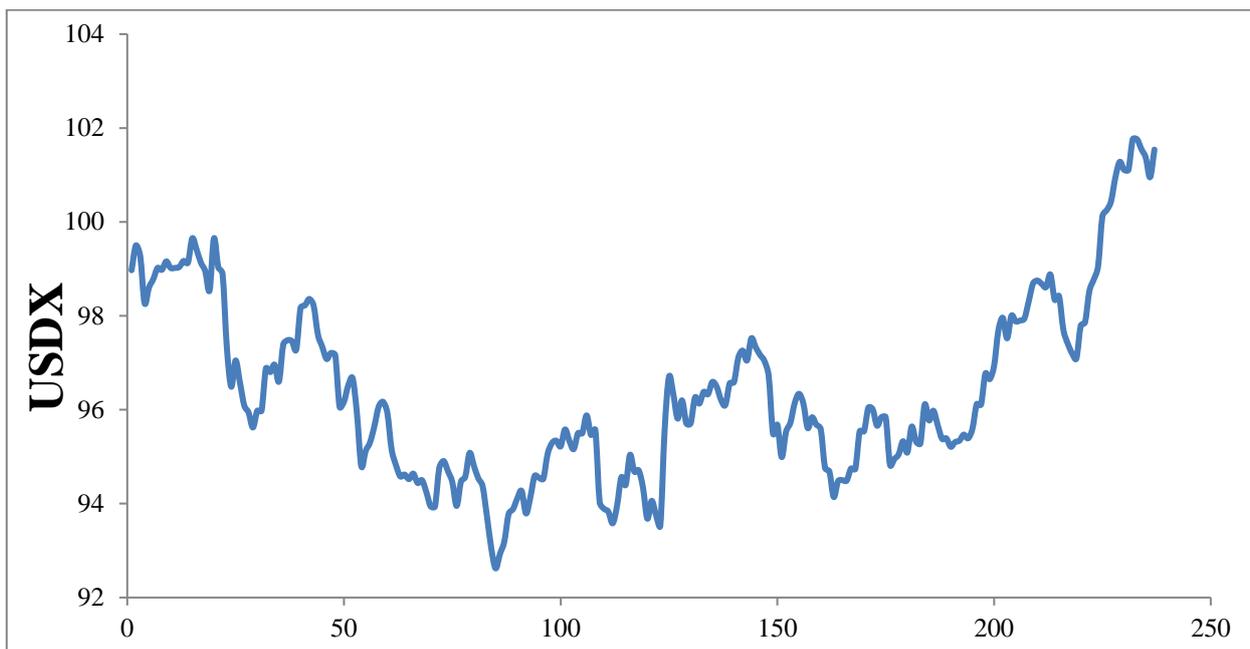


Рисунок 1. Зависимость значения ряда USDX от времени

Перед началом дальнейшего анализа и построения моделей была проведена проверка исходного ряда USDX на стационарность с помощью теста Дикки-Фуллера (Augmented Dickey-Fuller test) на единичные корни [12].

Результаты проведенного теста (таблица 1) свидетельствуют о нестационарности ряда USDX. Для того чтобы исключить отрицательное влияние нестационарности ряда USDX на дальнейший ход построения моделей, было использовано следующее преобразование - взятие логарифма относительного приращения (1) [5]. Преобразованный временной ряд имеет обозначение LDUSDX. Также в таблице 1 приведены результаты проведения теста Дикки-Фуллера для преобразованных данных.

$$C^*(t) = \ln\left(\frac{C(t)}{C(t-1)}\right) \tag{1}$$

Таблица 1

Тест Дикки-Фуллера

| Z(t) | Тестовая статистика ADF | p-значение |
|--------|-------------------------|------------|
| USDX | -1,053 | 0,734 |
| LDUSDX | -14,532 | 0,000 |

На рисунке 2 приведены ежедневные значения преобразованного временного ряда (LDUSDX), а в таблице 2 описательная статистика для обучающего и тестового множеств.

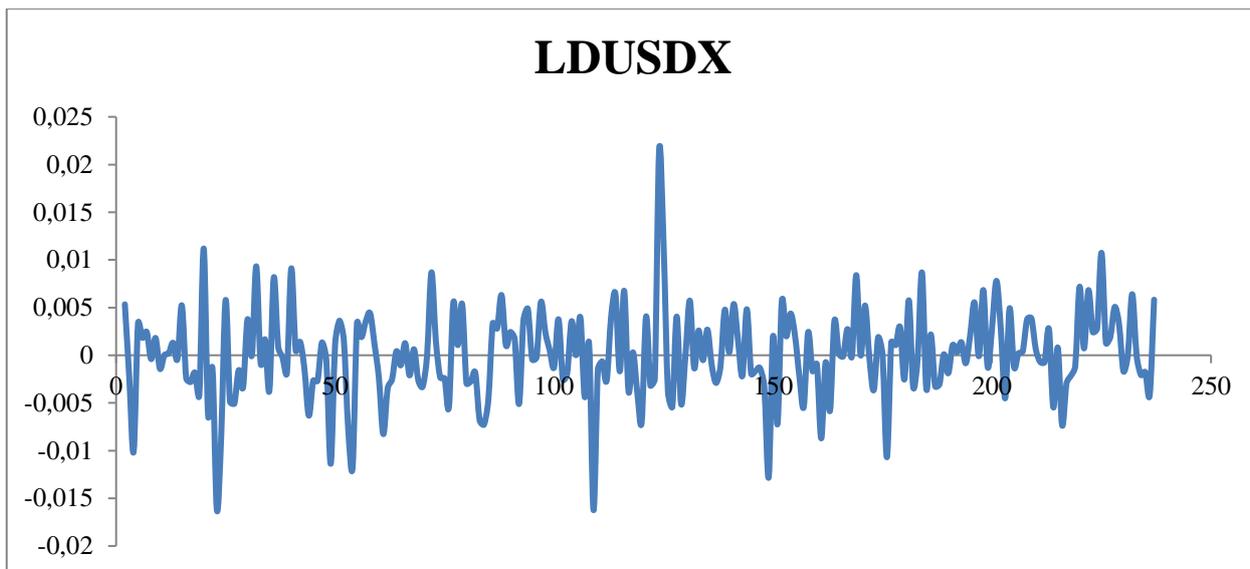


Рисунок 2. Значения ряда LDUSDX в зависимости от времени

Таблица 2

Описательная статистика ряда LDUSDX

| | |
|------------------------|-----------|
| Среднее значение | 0,000109 |
| Стандартная ошибка | 0,000305 |
| Медиана | 0,0000 |
| Мода | 0,0000 |
| Стандартное отклонение | 0,004682 |
| Дисперсия | 0,0000219 |
| Экссесс | 2,503898 |
| Асимметрия | -0,00018 |
| Размах | 0,037822 |
| Минимум | -0,01625 |
| Максимум | 0,021577 |
| Сумма | 0,025636 |
| Количество | 237 |

Модель авторегрессии скользящего среднего (ARMA)

После приведения исходного ряда к стационарному виду была применена модель ARMA (p, q). Для определения подходящих параметров p и q, требуемых для наиболее близкого отражения статистических зависимостей исследуемого ряда, проводились тесты на отсутствие автокорреляции остатков, а также на статистическую значимость параметров полученных моделей различного порядка p и q. Для выбора оптимальной модели использовался информационный критерий Акайке (Akaike Information Criteria (AIC)). Таким образом, была получена модель, позволяющая получать наиболее точные прогнозные значения исследуемого ряда LDUSDX - ARMA (2, 2) (таблица 3).

Таблица 3

Результаты построения модели ARMA (2, 2)

| LDUSDX | Коэффициент | Стандартная ошибка | р-значение |
|-----------------------|-------------|--------------------|------------|
| AR(1) | 0,572 | 0,057 | 0,000 |
| AR(2) | -0,947 | 0,062 | 0,000 |
| MA(1) | -0,535 | 0,055 | 0,000 |
| MA(2) | 0,958 | 0,058 | 0,000 |
| Количество наблюдений | | | 236 |
| Статистика χ^2 | | | 456,56 |
| р-значение χ^2 | | | 0,000 |

Как видно из таблицы 3, оценки коэффициентов модели ARMA (2, 2) являются статистически значимыми. Модель ARMA (2, 2) является пригодной для прогнозирования исследуемого ряда LDUSDX, также по критерию AIC в сравнении с другими рассматриваемыми моделями.

ARCH модель с ARMA процессом

Как было отмечено выше, данные финансовых рынков содержат ряд проблем, таких как наличие большого количества статистических выбросов и кластеризация волатильности. Преобразование (1) позволяет снизить только первую из них, при этом не исключая чередования периодов с высокой и низкой волатильностями, означающего присутствие условной гетероскедастичности в данных. Для иллюстрации данной проблемы, на рисунках 3 и 4 приведены график автокорреляционной функции для исследуемого ряда LDUSDX и график плотности его распределения, построенные в статистическом пакете STATA 12.

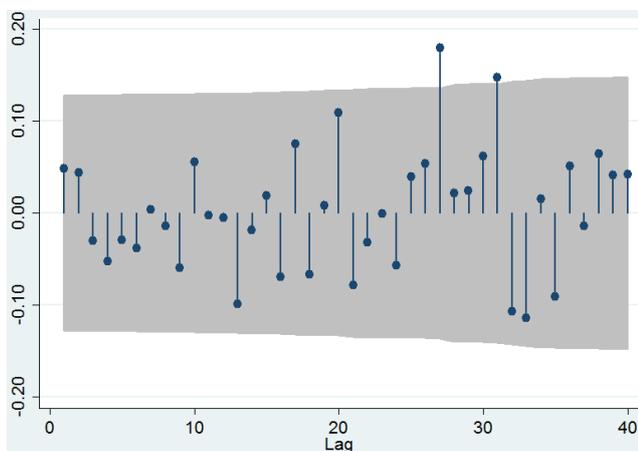


Рисунок 3. Автокорреляционная функция ряда LDUSDX

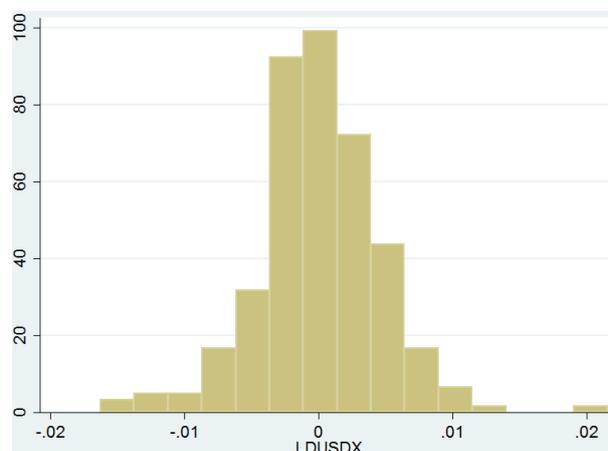


Рисунок 4. Плотность распределения ряда LDUSDX

Приведенная выше автокорреляционная функция ряда LDUSDX, иллюстрирует наличие серийной автокорреляции в данных. Данный факт, в дополнении с графиком плотности распределения ряда LDUSDX, обладающего тяжелыми хвостами, позволяет сделать вывод о присутствии условной гетероскедастичности, что означает необходимость использования для прогнозирования моделей типа ARCH [2]. Однако, помимо графического анализа, в качестве дополнительного теста в работе использован тест множителей Лагранжа (LM-тест), позволяющий установить непостоянность вариации остатков. Результаты проведенного теста представлены в таблице 4.

Таблица 4

Тест множителей Лагранжа на авторегрессионную условную гетероскедастичность (ARCH) для модели МНК

| LM-тест | | | |
|------------------|----------|-----------------------------|------------|
| Количество лагов | χ^2 | Количество степеней свободы | р-значение |
| 1 | 0,9 | 1 | 0,3429 |

Как видно из проведенного теста, р-значение составляет $0,3429 > 0,05$, что означает невозможность отвергнуть нулевую гипотезу H_0 , сводящуюся к отсутствию ARCH-эффектов. Другими словами, проведенный тест показали невозможность отвергнуть гипотезу отсутствия гетероскедастичности в исследуемом ряде LDUSDX. Несмотря на это, с точки зрения основной цели работы по сравнению эффективности применения метода фильтра Калмана с классическими моделями, ниже будет приведена модель типа ARCH, а именно ARMA-GARCH модель. Данная модификация ARMA модели позволяет учитывать присутствие условной гетероскедастичности. В данной работе в качестве уравнения вариации использовалась простейшая и наиболее часто используемая модель GARCH (1, 1). Результаты построения модели ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1) приведены в таблице 5. Формулы (2) - (3) иллюстрируют спецификацию построенной модели.

Таблица 5

Результат построения модели ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1)

| | LDUSDX | Коэффициент | Стандартная ошибка | р-значение |
|-----------------------|-------------|-------------|--------------------|------------|
| ARMA | AR (1) | 0,436 | 0,025 | 0,000 |
| | AR (2) | -0,954 | 0,026 | 0,000 |
| | MA (1) | -0,427 | 0,011 | 0,000 |
| | MA (2) | 1 | 0,014 | 0,000 |
| GARCH | ARCH L (1) | 0,11 | 0,021 | 0,000 |
| | GARCH L (1) | -1,033 | 0,012 | 0,000 |
| | const | 0,000 | 0,000 | 0,000 |
| Количество наблюдений | | | | 236 |
| Статистика χ^2 | | | | 6303,26 |
| р-значение | | | | 0,000 |

$$y_t = 0.044 y_{t-1} - 0.936 y_{t-2} - 0.059 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = 0.033 \varepsilon_t^2 - 1.033 \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

Как видно из полученных результатов, (таблица 5), все коэффициенты построенной модели ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1) являются статистически значимыми, а значит, сама модель пригодна для построения прогнозов по исследуемому ряду LDUSDX.

Применение фильтра Калмана для оценки модели локального уровня

Как было обозначено выше, основная цель работы состоит в оценке эффективности применения фильтра Калмана по сравнению с традиционными моделями, приведенными выше, для построения прогнозных моделей временных рядов финансового рынка. С общим описанием свойств и возможностей применения фильтра можно ознакомиться, например, в работе [8]. В частности, в работах [9], [17], [18], [19] и [23] можно ознакомиться с использованием фильтра Калмана для построения прогнозных моделей. В данной работе фильтр Калмана будет применяться для оценки простейшей модели локального уровня [10], спецификация которой приведена в формулах (4) - (5), а результаты построения в таблице 6.

$$y_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t \tag{4}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \xi_t \tag{5}$$

где: ошибки $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ и $\xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2)$ являются независимо распределенными, μ_t - компонента локального уровня ряда в момент времени t , σ_ε^2 и σ_ξ^2 - оцениваемые параметры модели.

Таблица 6

Результаты построения модели локального уровня (4) - (5)

| | LDUSDX | Коэффициент | Стандартная ошибка | P-значение |
|----------|---------|-------------|--------------------|------------|
| Вариация | Уровень | 4.23e-09 | 7.77e-09 | 0,293 |
| | LDUSDX | 21.7e-06 | 2.01e-06 | 0,000 |

Как видно из таблицы 6, результаты построения модели локального уровня оцениваемые параметры модели σ_ε^2 и σ_ξ^2 равны 4.23e-09 и 21.7e-06 соответственно. Оценка вариации прогнозируемого ряда LDUSDX оказалась значимой, р-значение равно 0,000, в то время как для оценки вариации уровня, полученное р-значение оказалось равным 0,293. Данный результат являлся предсказуемым, учитывая простейшую спецификацию модели, не позволяющую учитывать потенциальные авторегрессионные составляющие исходного ряда и вариации ошибок модели. С аналогичными по значимости результатами оценки модели локального уровня можно ознакомиться в работе [10].

Сравнение прогнозных способностей построенных моделей

Сравнение эффективности прогнозных способностей фильтра Калмана и построенных традиционных моделей ARMA (2, 2) и ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1), имеющих статистически значимые оценки коэффициентов, проводилось на тестовом множестве (01.12.2016 - 30.12.2016). На рисунках 5 - 7 приведены графики исходного ряда USDX и его прогнозы, полученные с помощью описанных выше моделей.

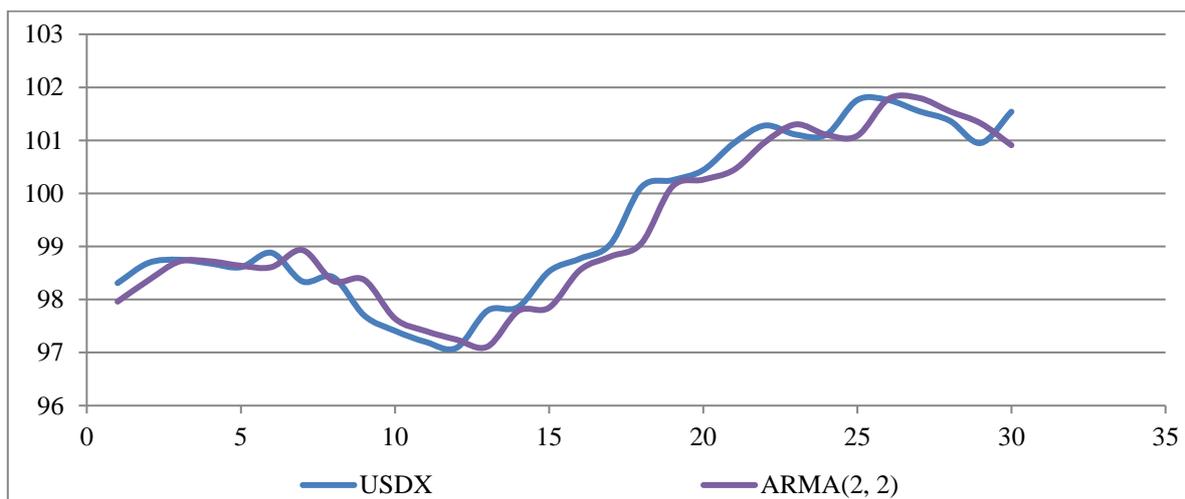


Рисунок 5. График зависимости исходного ряда USDX и его прогноза полученного с помощью модели ARMA (2, 2)

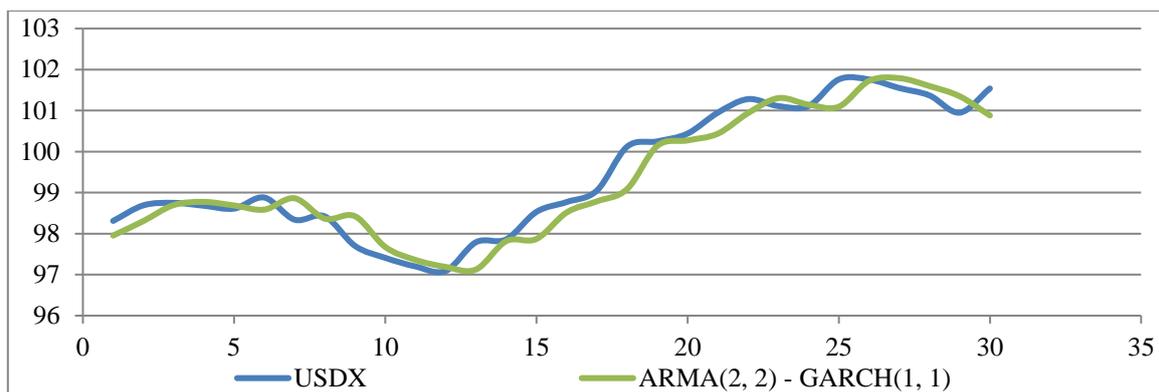


Рисунок 6. График зависимости исходного ряда USDX и его прогноза полученного с помощью модели ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1)

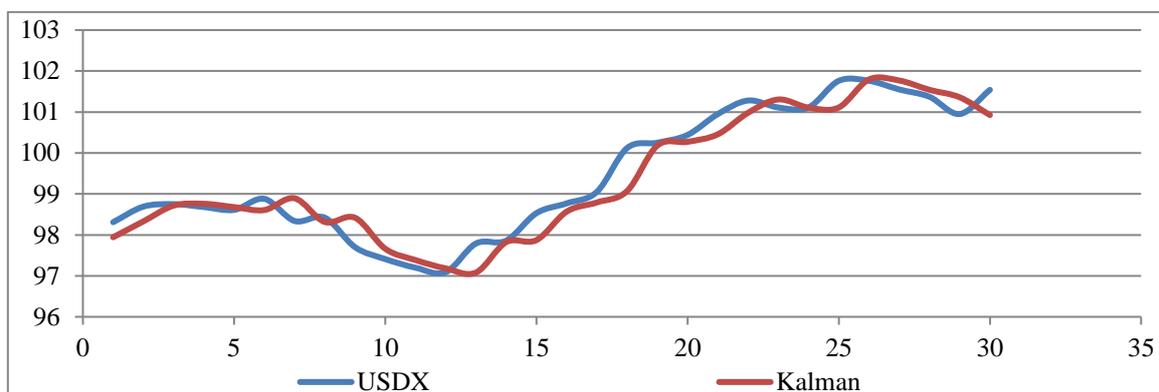


Рисунок 7. График зависимости исходного ряда USDX и его прогноза полученного с помощью модели локального уровня, оцененной с помощью фильтра Калмана

Несмотря на то, что приведенные выше графики зависимостей прогнозных моделей и исходного ряда USDX от времени выглядят похожими друг на друга, каждая используемая модель позволила спрогнозировать значения ряда с индивидуальной относительной ошибкой. В таблице 7, приведены показатели точности прогнозирования ряда на тестовой выборке. Также, в качестве дополнительной оценки качества построенных моделей, в таблице 7 приведены численные результаты прогнозирования с использованием модели случайного блуждания.

Таблица 7

Результаты применения прогнозных моделей к ряду USDX на тестовом множестве

| | ARMA (2, 2) | ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1) | Фильтр Калмана | Случайное блуждание (RW) |
|-----------------------------------|-------------|----------------------------|----------------|--------------------------|
| Средняя относительная ошибка | 0,31% | 0,32% | 0,29% | 0,33% |
| Минимальная относительная ошибка | 0,00% | 0,04% | 0,00% | 0,00% |
| Максимальная относительная ошибка | 1,06% | 1,03% | 1,02% | 1,07% |

Как видно из таблицы 7, по сравнению с построенными моделями ARMA (2, 2) и ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1), простейшая модель локального уровня, оцененная при помощи фильтра Калмана позволила получить наименьшую среднюю относительную ошибку прогноза, а также наименьшую среднюю максимальную ошибку прогноза. Однако можно заметить, что использование фильтра Калмана позволяет улучшить качество прогноза лишь в малой степени по сравнению с традиционными моделями. Также из полученных результатов построения можно сделать вывод о том, что качество прогноза модели случайного блуждания на тестовом множестве оказалось ниже в сравнении с другими моделями. Данное наблюдение позволяет

усомниться в существующем мнении [24] об отсутствии преимуществ использования усложненных моделей над моделью случайного блуждания.

Выводы

В данной работе все построенные модели позволили получить более точные прогнозные значения для используемого ряда на тестовой выборке по сравнению с моделью случайного блуждания. Этот факт свидетельствует о том, что ряд USDX, является прогнозируемым. Такая прогнозируемость может быть объяснена тем, что в отличие временных рядов обменных курсов любых пар валют, как продемонстрировано в работе [1], являющихся непрогнозируемыми, представляет собой взвешенную оценку стоимости доллара США по отношению к заданной корзине валют. Основная цель работы была в сравнении эффективностей прогнозирования с использованием фильтра Калмана и традиционных моделей. Основным результатом, полученным в ходе работы оказался следующим: простейшая модель локального уровня, оцененная при помощи фильтра Калмана, по сравнению с моделями ARMA (2, 2) и ARMA (2, 2) - GARCH (1,1), позволила получить прогноз ряда USDX с наименьшими средней относительной и максимальной ошибками, равными 0,29% и 1,02% соответственно. Однако, с численной точки зрения, данное преимущество модели, оцененной с помощью фильтра Калмана, является небольшим: на 0,02% по сравнению с моделью ARMA (2, 2) и на 0,01% по сравнению с моделью ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1) для средней и максимальной относительной ошибки соответственно.

ЛИТЕРАТУРА

1. Поршаков А., Дерюгина Е., Пономаренко А., Синяков А. Краткосрочное оценивание и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // Серия докладов об экономических исследованиях. №2. - 2015. - с. 6-35.
2. Akaike, H. A new look at the statistical model identification // IEEE Transactions on Automatic Control. - 1974. - pp. 713-723.
3. Bollerslev, Tim. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // Journal of Econometrics. - 1986. - pp. 307-327.
4. Box, G.E.P. and G.M. Jenkins. Time Series Analysis: forecasting and control // Holden Day. - 1970. - pp. 575-576.
5. Brooks, C. Testing for non-linearity in daily sterling exchange rates // Applied Financial Economics. - 1996. - pp. 307-317.
6. Brooks, C. Linear and non-linear non-forecastability of high-frequency exchange rates // Journal of Forecasting. - 1997. - pp. 125-145.
7. Chappell, D., Padmore, J., Mistry, P. and Ellis, C. A threshold model for French franc-deutschmark exchange rate // Journal of Forecasting. - 1996. - pp. 155-164.
8. Commandeur J.J.F., Koopman S.J., Ooms M. Statistical Software for State Space Methods // Journal of Statistical Software, 41(1). - 2011. - pp. 1-18.
9. Сорокин, А.С., Мусин, А.Р. К вопросу применения фильтра Калмана в эконометрических моделях // Наука и практика. №1 (25). 2017. - с. 71-76.
10. Сорокин А.С., Дьяков В.Ф. Управление инвестиционным портфелем акций российских эмитентов на основе метода регрессионного анализа // Математика, статистика и информационные технологии в экономике, управлении и образовании материалы II Международной научно-практической конференции. 2013 - с. 50-55.
11. Сотников А.Н. Моделирование динамики и прогнозирование цены отдельного вида продукции // Вопросы статистики № 6, - 2002. - с. 7-12.

12. De Jong, P. The Diffuse Kalman Filter // *The Annals of Statistics*. - 1991. - pp. 1073-1083.
13. De Jong. The likelihood for a state space model // *Biometrika*. - 1988. - pp. 165-169.
14. Dickey, D.A. and Fuller, W.A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root // *Journal of the American Statistical Association*. - 1979. - pp. 427-431.
15. Dijk, V.D. and Franses, P.H. Selecting a nonlinear time series model using weighted tests of equal forecast accuracy // *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. - 2003. - pp. 727-744.
16. Engle, Robert F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom inflation // *Econometrica*. - 1982. - pp. 987-1007.
17. Enders, W. // *Applied Econometric Time Series*. 2nd ed. New York: Wiley. - 2004. - pp. 58-62.
18. Hsieh, D.A. The statistical properties of daily foreign exchange rates // *Journal of International Economics*. - 1988. - pp. 129-145.
19. Kalman, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems // *Trans. ASME, J. Basic Engineering*. - 1960. - pp. 94-135.
20. Kalman, R.E., Bucy, R.S. New results in linear filtering and prediction theory // *Trans. ASME, J. Basic Engineering*. - 1960. - pp. 95-107.
21. Kitagawa, G. A nonstationary time series model and its fitting by a recursive filter // *Journal of Time Series Analysis*. - 1981. - pp. 103-116.
22. Kohn, R. and Ansley C.F. Estimation, prediction, and interpolation for ARIMA models with missing data // *Journal of the American Statistical Association*. - 1986. - pp. 751-761.
23. Кириленко, Т.А. Применение фильтра Калмана в задаче прогнозирования // БГУ, Механико-математический факультет.
24. Meese, R.A. and Rogoff, K. Empirical exchange rate models of the seventies: do they fit out of sample? // *Journal of International Economics*, Vol. - 1983. - pp. 3-24.
25. Mizrach, B.M. Multivariate nearest neighbour forecasts of EMS exchange rates // *Journal of Applied Econometrics*. - 1992. - pp. 151-163.
26. Мусин, А.Р. Использование фильтра Калмана для построения моделей на данных финансового рынка // Прикладные статистические исследования и бизнес-аналитика: материалы II межд. науч.-практ. конф. 12-20 декабря 2016 г., Москва / ФГБОУ ВО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова» - Москва. 2016. - с. 28-31.
27. Мусин, А.Р. Проблема нестационарности временных рядов при построении эконометрических моделей на данных финансового рынка // Научные исследования и разработки молодых ученых: сборник материалов XV международной молодежной научно-практической конференции 7 декабря, 30 декабря 2016 г., Новосибирск / ФГБОУ ВО «Новосибирский государственный технический университет» - Новосибирск. 2016. - с. 158-164.
28. Newbold, P., Rayner, T., Kellard, N. and Ennew, C. Is the dollar / ECU exchange rate a random walk? // *Applied Financial Economics*. - 1998. - pp. 553-558.
29. Цыпин, А.П. Статистические пакеты программ в социально-экономических исследованиях [Электронный ресурс] / Цыпин А.П., Сорокин А.С. // *Азимут научных исследований: экономика и управление*, 2016. - Т. 5, № 4. - с. 379-384.
30. Zakoian, J.M. Threshold heteroskedastic models // *Journal of Economic Dynamics and Control*. - 1994. - pp. 931-955.

Musin Artur Rustamovich

Moscow university for industry and finance «Synergy», Russia, Moscow
E-mail: amusin@nes.ru

Efficiency comparison of FX market's forecasting models with Kalman's filtering and traditional time series models

Abstract. This paper is focused on providing comparative analysis of exchange rates forecasting efficiency, using models estimated by Kalman filter versus classic generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model (GARCH) and autoregressive-moving-average model (ARMA). Such problem is actual for traders, asset managers, corporate borrowers and countries' economic and financial governments' branches. In role of analyzed time series in this paper was used USD index (USDX or DXY), as weighted estimation of USD value versus the basket of US's trading partners countries' currencies. For the time series used, there was taken data, including daily values of USD index for the whole 2016 year. In order to apply classic models there were built the following: ARMA (2, 2) and ARCH model with ARMA - process - ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1). As a model, estimated by Kalman filter, there was taken local - level model. The results obtained in paper illustrate that for the taken USD index time series model, estimated by Kalman filter on training set, provided better forecasting results comparing with traditional ARMA (2, 2) and ARMA (2, 2) - GARCH (1, 1) models. However, from the quantitative point of view, that advantage constituted of 0,02% and 0,01% for the average and maximal relative forecasting errors respectively.

Keywords: time series; Kalman filter; autoregressive conditional heteroskedasticity model; autoregressive moving average model; generalized conditional heteroskedasticity model; integrated autoregressive moving average model; nonstationarity; forecasting