

Список использованных источников

1. «Концепция развития цифровой экономики Туркменистана на 2019-2025 годы», 2018.
2. Боровиков В.П. STATISTICA: Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. 2-е изд. — СПб.: Питер, 2003.
3. Рейнольдс М. Электронная коммерция. Основы программирования. — М.: Лори, 2001.
4. Крисилов Р.А., Тарасенко В.А. Предварительная оценка качества обучающей выборки для нейронных сетей в задачах прогнозирования временных рядов / Тр. Одес. Политехн. Унта. Одесса, 2001.

УДК 336.77

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСА ВАЛЮТ СРЕДСТВАМИ БИБЛИОТЕКИ PROPHET ЯЗЫКА ПРОГРАММИРОВАНИЯ R

Н.В. Семенчук, И.А. Пугач, Е.В. Банюкевич
Гродненский государственный университет имени Янки Купалы,
Гродно, Беларусь, senata15@gmail.com

This article is devoted to the use of the capabilities of the prophet library of the R programming language to build models and forecasts based on them for the exchange rates of the dollar, euro and Russian ruble in devaluation conditions. This article describes the methods used, as well as the parameters that made it possible to predict the behavior of exchange rates in the Republic of Belarus in March 2022.

Прогнозирование – это одна из самых распространенных задач, возникающих при работе с временными рядами. В R существует огромное множество пакетов и библиотек, созданных для выполнения задач по анализу временных рядов. Например, одним из наиболее популярных является пакет `forecast`, в котором реализованы как классические (экспоненциальное сглаживание, модель Хольта–Винтерса, ARIMA и др.), так и относительно недавно разработанные методы прогнозирования временных рядов (модели для сгруппированных временных рядов, рядов с несколькими сезонными компонентами и др.) Библиотека `prophet` с открытым исходным кодом, разработанная в 2017 году компанией Facebook, также предназначена и используется для прогнозирования временных рядов. `Prophet` является более продвинутым инструментом для прогнозирования рядов, чем вышеуказанный `forecast`. Основным преимуществом `prophet` перед `forecast` является выбор методов анализа. К примеру, используя `forecast` аналитик может легко допустить ошибку в выборе метода, тогда как `prophet` позволяет делать анализ в полуавтоматическом режиме.

В основе методологии `prophet` лежит процедура подгонки аддитивных регрессионных моделей следующего вида [1]:

$$y(t)=g(t)+s(t)+h(t)+\varepsilon_t,$$

где $g(t)$ и $s(t)$ – функции, аппроксимирующие тренд ряда и сезонные колебания (например, годовые, недельные и т.п.) соответственно, $h(t)$ – функция, от-

ражающая эффекты праздников и других влиятельных событий, ϵ_t – нормально распределенные случайные возмущения.

Для аппроксимации перечисленных функций используются следующие методы: тренд (кусочная линейная регрессия или кусочная логистическая кривая роста); годовая сезонность (частичные суммы ряда Фурье, число членов которого (порядок) определяет гладкость функции); недельная сезонность (представлена в виде индикаторной переменной; “праздники” (например, официальные праздничные и выходные дни – Новый год, Рождество и т.п., а также другие дни, во время которых свойства временного ряда могут существенно измениться – спортивные или культурные события, природные явления и т.п.): представлены в виде индикаторных переменных.

Оценивание параметров подгоняемой модели выполняется с использованием принципов байесовской статистики (либо методом нахождения апостериорного максимума (MAP), либо путем полного байесовского вывода). Для этого применяется платформа вероятностного программирования Stan. Библиотека prophet представляет собой простой и удобный интерфейс для работы с этой платформой из среды R.

В качестве исходных данных для анализа [2] были взяты курсы евро, доллара, и российского рубля за период с 01.07.2016 по 22.03.2022. Для удобства анализа данные были скачаны в формате xlsx и в дальнейшем импортированы с помощью метода `read_excel()` библиотеки `readxl` в среду разработки R.

Также были подключены библиотеки `ggplot2`, `prophet`, `tibble`, `tsibble`, необходимые для дальнейшего анализа, построения прогноза и графиков. Далее для перевода данных в нужный формат использовался метод `as.numeric()`, путем его последовательного применения к данным из столбцов USD, EUR и RUB. На следующем шаге из исходного дата фрейма были сформированы три независимых дата сета, состоящих из двух столбцов: даты и соответственно значений курса доллара, евро и российского рубля.

Дальнейшая работа с данными связана с применением к данным метода `prophet` для построения модели с использованием различных параметров и прогноза на его основе с помощью метода `predict()`.

Всего было апробировано 5 различных моделей, со следующим набором параметров [3]:

1) `n.changepoints` – предполагаемое количество "переломных моментов" (25 по умолчанию). Если аргумент `changepoints` задан, то аргумент `n.changepoints` будет проигнорирован. Если же `changepoints` не задан, то количество `n.changepoints` потенциальных точек излома будут распределены равномерно в пределах исторического отрезка, задаваемого аргументом `changepoint.range`.

2) `changepoint.range` – доля исторических данных (начиная с самого первого наблюдения), в пределах которых будут оценены точки излома. По умолчанию составляет 0.8 (т.е. 80% наблюдений).

3) `changepoint.prior.scale` – параметр, задающий "гибкость" автоматического механизма обнаружения "переломных моментов" в y (0.05 по умолчанию). Более высокие значения позволят иметь больше таких точек излома.

4) `seasonality.mode` – режим моделирования сезонных компонентов. Принимает два возможных значения: "additive" (аддитивный, принят по умолчанию) и "multiplicative" (мультипликативный).

Для получения прогноза на основе каждой модели необходимо было сначала воспользоваться функцией `make_future_dataframe()` и создать таблицу с датами, охватывающими необходимый временной промежуток в будущем (“горизонт”), а затем подать эту таблицу вместе с модельным объектом на функцию `predict()`.

На рисунке 1 приведены построенные модели и прогнозы курсов для доллара, евро, российского рубля на 90 дней, начиная с 23.03.2022, которые были построены с использованием метода `prophet()` со стандартными значениями параметров.

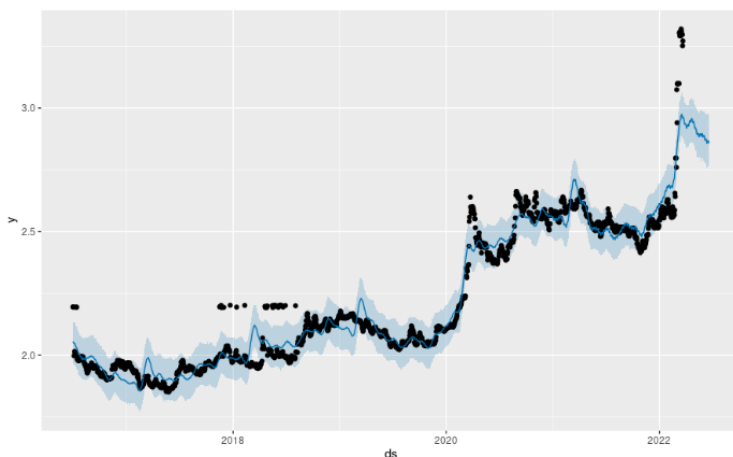


Рисунок 1 – Построенные прогнозы для курсов доллара

Обратим внимание, что в момент построения прогноза курсов валют в Республике Беларусь наблюдалась ситуация с резким их ростом, которая построенная модель позволила идентифицировать как аномальные выбросы на фоне общего изменения курса с 2016 года и явно спрогнозировать возвращение к снижению курса в ближайшее время, что несомненно интересно с экономической точки зрения. Для создания модели процесс подгонки занял несколько секунд. Учитывая, что анализируемый нами временной ряд не самый простой для моделирования, полученная модель довольно хорошо передает свойства этого ряда. Качество прогноза также удовлетворительное с учетом отсутствия чрезмерно расширяющихся доверительных границ прогнозных значений.

Далее путем управления рядом параметров были построены следующие модели: модель с заданным количеством изломов `n.changepoints = 15`; модель с заданными количеством изломов и долей исходных значений выборки, используемых для обучения `n.changepoints = 20`, `changepoint.range = 0.9`; модель с заданной долей исходных значений выборки, участвующих в обучении и заданной гибкостью обнаружения переломных моментов: `changepoint.range = 0.9`, `changepoint.prior.scale = 0.02`; модель с заданными вручную переломами `changepoints = c("2016-08-01", "2016-09-15", "2016-10-01", "2017-04-01", "2017-07-01", "2017-09-01", "2017-12-26", "2018-04-01", "2018-11-13", "2018-12-15", "2019-04-01")`, а также модель с заданным параметром сезонности `seasonality.mode = "multiplicative"`.

Далее были построены модели в условиях ограниченности роста курса валют по некоторому порогу, в предположении что верхний порог емкости системы постоянен, так как в момент исследований наблюдался экспоненциаль-

ный рост курсов валют. Поэтому был введен в модель верхний порог путем добавления нового столбца с обязательным именем `cap` для каждой валюты и установлены соответствующие пороговые значения: для курса доллара 3.32; для курса евро 3.8, при этом параметр `changepoint.range = 0.95`; `changepoint.prior.scale = 0.15` и задан аргумент для вида изменения тренда как `growth = "logistic"`. Для российского рубля модель строилась аналогично только с использованием нижнего порога емкости системы равного 0.01.

На рисунках 2-3 приведены графики построения моделей прогнозирования для курса доллара с использованием управления параметрами метода `prophet()`.

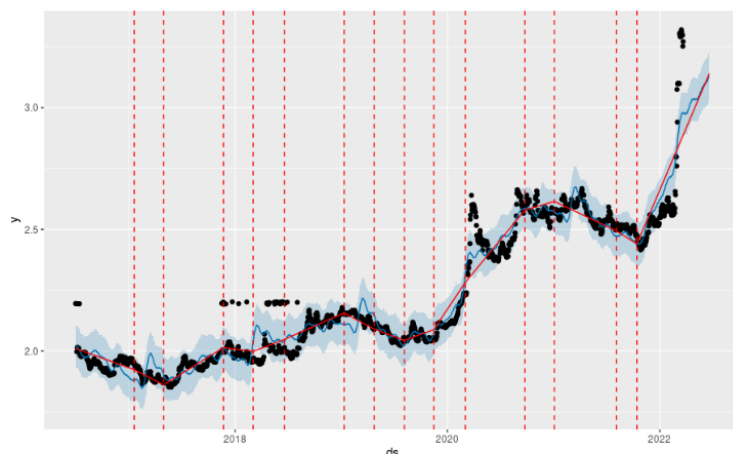


Рисунок 2 – Модель прогнозирования для курса доллара при $n.changepoints=20$ и $changepoint.range = 0.9$

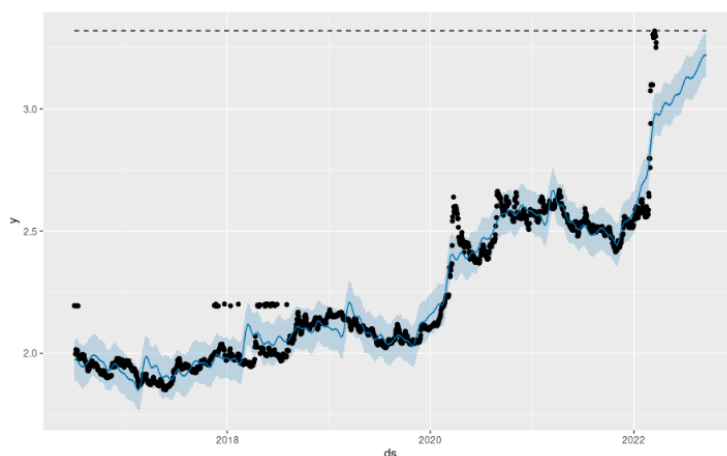


Рисунок 3 – Модель прогнозирования для курса доллара с использованием верхнего порога емкости системы = 3.32

Построенные модели позволили визуализировать различные возможные сценарии поведения курса валют в условиях его неконтролируемого роста в Республике Беларусь в марте 2022 года. Кроме того, построенные прогнозы не всегда смогли правильно предсказать некоторые локальные колебания стоимости курсов валют в прогнозном периоде, но в целом они дали неплохой результат: большинство истинных значений стоимости всех курсов валют оказалось с течением времени в прогнозном периоде в пределах 80%-ной доверительной полосы.

Список использованных источников

1. Мастицкий, С. Анализ временных рядов с помощью R [Электронный ресурс] / С. Мастицкий – Режим доступа <https://ranalytics.github.io/tsa-with-r/intro.html> /. – Загл. с экрана.
2. Архив курса валют [Электронный ресурс] – Режим доступа <https://etalonline.by/spravochnaya-informatsiya/valuta/arch/> – Загл. с экрана
3. Прогнозирование временных рядов с помощью Prophet: параметры моделей [Электронный ресурс] – Режим доступа <https://r-analytics.blogspot.com/2019/09/prophet.html> – Загл. с экрана

УДК 004.021

РАСПРАЦОЎКА МЕТОДЫКІ ВЫЗНАЧЭННЯ ЁЗРОЎНЮ ПАЖАРНАЙ НЕБЯСПЕКІ ЛЯСОЎ З ВЫКАРЫСТАННЕМ АЭРАКАСМІЧНЫХ ЗДЫМКАЎ

А.К. Лабоха

Беларускі дзяржаўны універсітэт інфарматыкі і радыёэлектронікі, Мінск,
Беларусь, labokha.poit@bsuir.by

This article discusses the design and development of a new system for the forest fire hazard level determining, which uses aerospace survey data to assess the vegetation state. The analysis of existing methods for determining fire hazard level in forests, including those using remote sensing data, was carried out. The main principles of building such a system using satellite images for Belarus have been discussed. The designed system results and the differences with the current methodology are demonstrated.

Вызначэнне ўзроўню пажарнай небяспекі лясоў ажыццяўляецца у адпаведнасці з дзейным стандартам СТБ 1408-2003 па разлічаным значэнні комплекснага паказніка Дзічанкова, які ўлічвае толькі дадзеныя тэмпературы паветра і пункта расы ў 14 гадзін дня і колькасць сухіх сутак, у якіх сума ападкаў не перавышае 2,6 мм. У залежнасці ад паказніка Дзічанкова і сумы ападкаў за апошнія 10 сутак вызначаецца клас гарымасці (пажарнай небяспекі) лясоў [1]. Астатнія паказнікі, такія як насычанасць раслін вільгаццю, колькасць сухой расліннасці ды іншыя, нягледзячы на мажлівасць уплыву на пажарны стан лясоў, фактычна не ўлічваюцца ў разліках. Гэткі падыход на справе мае залежнасць ад фактычнага размяшчэння метэастанцый (пры выкарыстанні фактычных дадзеных надвор'я), мае невысокія часавыя (разлік адбываецца раз на суткі, не прапануецца прагнозу развіцця становішча) і прасторавыя (апісаны падыход больш падыходзіць для вызначэння становішча на вялікіх плошчах і не дазваляе дыферэнцыяваць пажарнае становішча ў межах вобласці ці драбнейшай адзінцы) характарыстыкі.

У якасці альтэрнатывы падобнаму падыходу можна разгледзіць сістэмы вызначэння пажарнай небяспекі лясоў у іншых краінах. Так, у Польшчы, у адпаведнасці з прынятымі ў 2015-м годзе зменамі ў заканадаўства [2], вызначэнне гарымасці лясоў ажыццяўляецца на падставе дадзеных датчыкаў, якія размешчаны непасрэдна ў лясах і вымяраюць вільготнасць подсілкі, тэмпературу паветра,