

ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ ARIMA ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВАЛЮТНОГО КУРСА

В. К. Субоч, М. М. Ковалев

Белорусский государственный университет, г. Минск, Республика Беларусь

В статье описана модель ARIMA и методика ее применения для краткосрочного прогнозирования курса доллара США к белорусскому рублю. Также будут рассмотрены модель декомпозиции и модель с дробным порядком интегрирования. Эти модели могут анализировать временные ряды данных и предсказывать будущие значения на основе прошлых значений.

Ключевые слова: валютный курс; краткосрочное прогнозирование; эконометрические модели.

ARIMA MODELS APPLICATION FOR EXCHANGE RATE FORECASTING

V. K. Suboch, M. M. Kovalev

Belarusian State University, Minsk, Republic of Belarus

The article describes the ARIMA model and the methodology of its application for short-term forecasting of the USD exchange rate. The decomposition model and the fractional integration model will also be considered. These models can analyze time series of data and predict future values based on past values.

Keywords: exchange rate; short-term forecasting; econometric models.

Прогнозирование валютного курса имеет важное значение для многих людей и организаций, так как позволяет им:

1. Принимать решения по инвестированию. Если вы знаете, как изменится курс валюты, вы можете принять решение о покупке или продаже этой валюты.
2. Планировать бизнес-операции. Если вы знаете, как изменится курс валюты, вы можете спланировать свои бизнес-операции и установить цены на товары и услуги.
3. Управлять рисками. Если вы знаете, как изменится курс валюты, вы можете снизить свои финансовые риски, связанные с изменением курса валюты.
4. Прогнозировать экономические тенденции. Изменения валютного

курса могут отражать экономические тенденции и изменения в мировой экономике, поэтому прогнозирование курса может помочь предсказать будущие экономические события.

В качестве материала для исследования были использованы данные о курсе рубля по отношению к доллару, устанавливаемые Национальным банком Республики Беларусь. Продолжительность анализируемого периода с января 2018 года по июнь 2022 года.

Сперва построим график (рис. 1). Можно предположить, что ряд является нестационарным, однако необходимо проведение дополнительных тестов, явно заметен выброс в марте 2022 года, при этом отсутствует сезонность и цикличность.

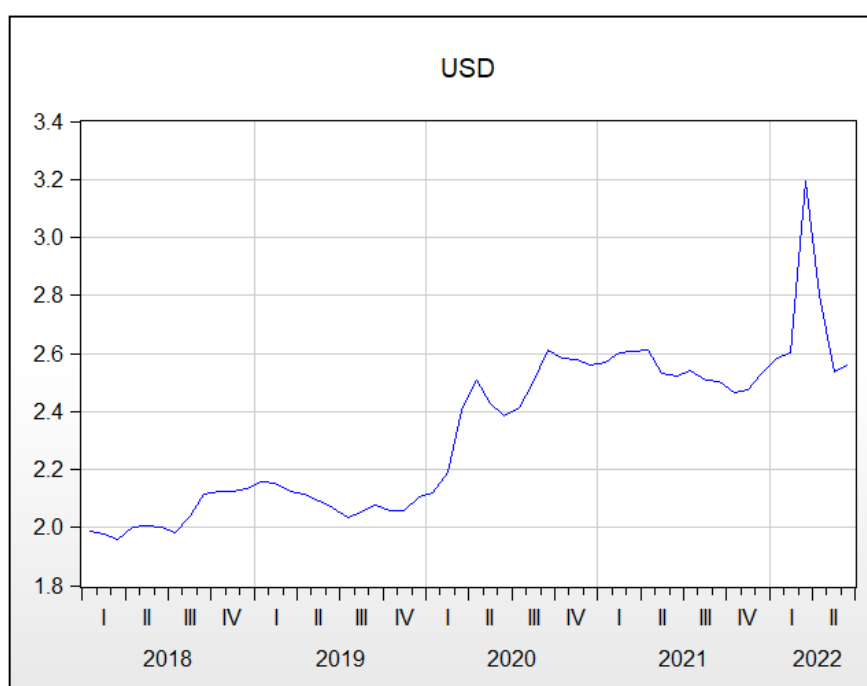


Рис. 1. График курса доллара США к белорусскому рублю

Следующим этапом построим коррелограмму ряда (рис. 2), $ACF=PACF= 0.889$, решение о том, что ряд нестационарный по теории мы принимаем если, значение превышает 0.9, однако стоит заметить, что ряд короткий и несмотря на то, что значение меньше 0.9 мы делаем вывод о нестационарности ряда. При этом в разностях такие ряды всегда стационарные $ACF=PACF= -0.112$ (значение на коррелограмме в разностях).

Для проверки гипотезы об отнесении временного ряда к классу стационарных (относительно линейного тренда) или нестационарных процессов имеется ряд различных тестов. В данной работе были использованы ADF-тест (расширенный тест Дики-Фуллера) и KPSS-тест (тест

Квятковского-Филлипса-Шмидта-Шина).

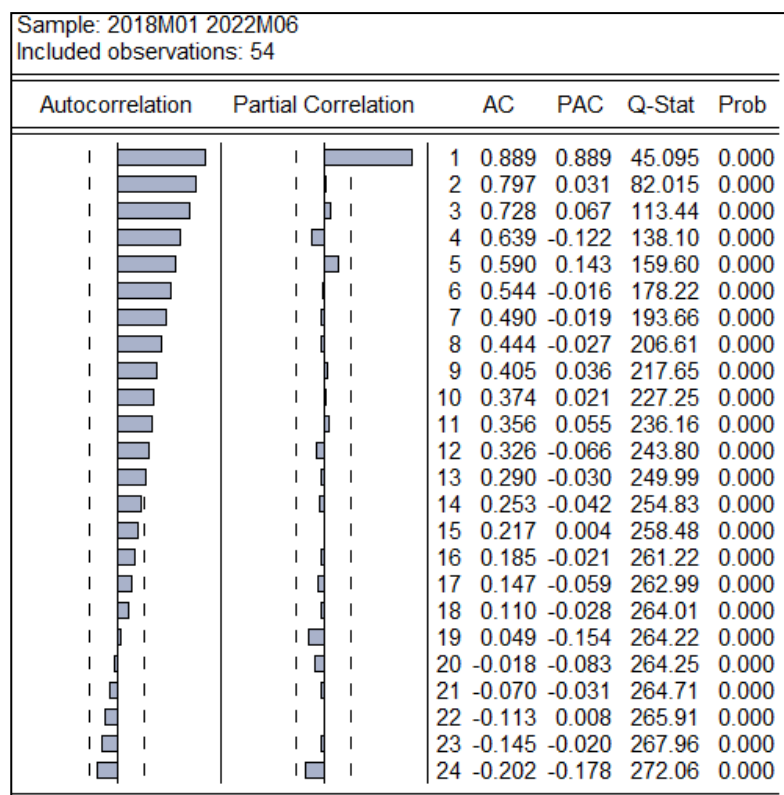


Рис. 2. Коррелограмма автокорреляционной и частной автокорреляционной функции

ADF-test (trend, intercept):

ADF: Unit Root Test (trend, intercept), переменные значимы на 1%.

T-stat. = -3.465296 > -3.496960 (5% level) – H_0 – нестационарный.

KPSS : Unit Root Test (trend, intercept), переменные значимы на 1%.

LM-Stat. = 0.085537 < 0.146000 (5% level) – H_0 – стационарный.

Однако все тесты обладают некоторыми недостатками или ограничениями и как раз в данном случае выводы по тестам не совпадают и это объясняется низкой мощностью: часто не отвергается исходная (нулевая) гипотеза, когда она в действительности не выполняется.

Но рассматривая все в совокупности: график, коррелограмму и тесты, делаем вывод о нестационарности ряда.

Модели Бокса-Дженкинса или модели класса ARMA (ARIMA) основаны на использовании двух компонент – авторегрессионного процесса (AR) и скользящего среднего (MA). Для построения модели ARIMA необходимо привести ряд к стационарности, т.е. необходимо перейти к разностям. Далее строится коррелограмма по которой определяются порядки p и q для компонент AR и MA соответственно. Также для коррекции выбросов в модель вводятся фиктивные переменные.

Итоговая модель ARIMA(2, 1, 0) представлена на рисунке 3. Все коэффициенты модели значимы на 1%, кроме константы, которая значима на 6%, при этом в модели отсутствует автокорреляция статистика Дарбина-Уотсона (DW = 1.694) входит в промежуток между 1.5 и 2.5. Коэффициент детерминации значим на 1% и описывает 86.9% вариации.

$$D(\text{USD}) = C(1) + C(2) * D(\text{USD}(-2)) + C(3) * D(\text{USD}(-1)) + C(4) * D202203 + C(5) * D202204,$$

$$D(\text{USD}) = 0.012632 - 0.263518 * D(\text{USD}(-2)) + 0.36473 * D(\text{USD}(-1)) + 0.58573 * D202203 - 0.617407 * D202204.$$

Dependent Variable: D(USD)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2018M04 2022M06				
Included observations: 51 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.012632	0.006429	1.964947	0.0555
D(USD(-2))	-0.263518	0.057456	-4.586418	0.0000
D(USD(-1))	0.364730	0.075937	4.803055	0.0000
D202203	0.585731	0.045145	12.97453	0.0000
D202204	-0.617407	0.063671	-9.696847	0.0000
R-squared	0.868808	Mean dependent var		0.011816
Adjusted R-squared	0.857400	S.D. dependent var		0.118103
		Akaike info		
S.E. of regression	0.044598	criterion		-3.289341
Sum squared resid	0.091495	Schwarz criterion		-3.099947
		Hannan-Quinn		
Log likelihood	88.87820	criter.		-3.216968
F-statistic	76.15762	Durbin-Watson stat		1.694455
Prob(F-statistic)	0.000000			

Рис. 3. Итоги построения модели ARIMA(2, 1, 0)

Предположим, что порядок интегрированности d является дробным и входит в интервал $(-1/2; 1/2)$, что приводит к понятию дробной интегрированности и дробной (fractional) авторегрессионной модели скользящего среднего FARIMA(p,d,q). Процессы FARIMA представляют собой достаточно удобный инструмент анализа временных рядов, поскольку дают возможность одновременного моделирования эффектов длинной и короткой памяти.

Соответственно получили модель FARIMA(1, 0.5, 1) итоги построения которой отражены на рисунке 4. Порядок d равен 0.5, что соответствует теории, является значимым на 1%, как и остальные коэффициенты, кроме константы, которая незначима. Автокорреляция отсутствует, причем R2 по сравнению с предыдущей моделью увеличился на 10% и описывает 96.7% вариации.

$$\begin{aligned} \text{USD} &= C(1) + C(2)*\text{USD}(-1) + C(3)*D202203 + \\ &[D=C(4), \text{MA}(1)=C(5), \text{ESTSMPL}="2018M01 \ 2022M06"], \\ \text{USD} &= 1.15170401896 + 0.499692859097*\text{USD}(-1)+ \\ &+0.598738743717* D202203 + [D=0.499994488628, \text{MA}(1)= \\ &=0.81681474256, \text{ESTSMPL}="2018M01 \ 2022M06"]. \end{aligned}$$

Dependent Variable: USD					
Method: ARMA Generalized Least Squares (BFGS)					
Sample: 2018M01 2022M06					
Included observations: 54					
Convergence achieved after 63 iterations					
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
C	1.151704	15.96496	0.072139	0.9428	
USD(-1)	0.499693	0.087727	5.696018	0.0000	
D202203	0.598739	0.039106	15.31066	0.0000	
D	0.499994	0.000633	789.7824	0.0000	
MA(1)	0.816815	0.095275	8.573195	0.0000	
R-squared	0.967109	Mean dependent var		2.325459	
Adjusted R-squared	0.964424	S.D. dependent var		0.272510	
S.E. of regression	0.051400	Akaike info criterion		-2.767727	
Sum squared resid	0.129456	Schwarz criterion		-2.583562	
Log likelihood	79.72862	Hannan-Quinn criter.		-2.696702	
F-statistic	360.1901	Durbin-Watson stat		2.066301	
Prob(F-statistic)	0.000000				
Inverted MA Roots	-0.82				

Рис. 4. Итоги построения модели FARIMA(1, 0.5, 1)

Также для третьей модели декомпозиции выделим тренд, по возможности улучшим и получим следующий результат, рисунок 6. Все ко-

эффициенты значимы на 1%, автокорреляция отсутствует, R2 равен 0,8526. Качество модели хорошее, однако сравнение моделей будем проводить на основе их прогнозов.

USD = C(1)+C(2)*@TREND+ [AR(1)=C(3),ESTSMPL="2018M02 2022M06"],

$$\text{USD} = 1.91721519325 + 0.0151172714155 * @TREND + \\ + [AR(1)=0.597623464085, ESTSMPL="2018M02 2022M06"].$$

Dependent Variable: USD				
Method: ARMA Conditional Least Squares (BFGS / Marquardt steps)				
Sample (adjusted): 2018M02 2022M06				
Included observations: 53 after adjustments				
Convergence achieved after 11 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.917215	0.076581	25.03526	0.0000
@TREND	0.015117	0.002373	6.369351	0.0000
AR(1)	0.597623	0.116132	5.146091	0.0000
R-squared	0.852624	Mean dependent var		2.331813
Adjusted R-squared	0.846729	S.D. dependent var		0.271050
S.E. of regression	0.106116	Akaike info criterion		-1.593638
Sum squared resid	0.563026	Schwarz criterion		-1.482112
Log likelihood	45.23139	Hannan-Quinn criter.		-1.550750
F-statistic	144.6340	Durbin-Watson stat		1.850150
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	0.60			

Рис. 5. Итоги построения модели декомпозиции с выделением тренда

Построим ретроспективный прогноз для трех моделей и посчитаем среднюю относительную ошибку прогноза (табл. 1).

Таблица 1

Средняя относительная ошибка прогнозов

Модель	MAPE, %
ARIMA(2,1,0)	1.86%
FARIMA(1,0.5,1)	2.31%
Trend	6.58%

Ошибки прогноза для ARIMA и FARIMA не превышают 5%, что может говорить о неплохой точности модели, а вот для модели с выделе-

нием тренда наоборот, ошибка практически достигает 7%, что достаточно плохо, все значения получились сильно завышенными.

Также построим несколько вариантов комбинированных прогнозов и также оценим их ошибки (табл. 2). Можно заметить, что ошибки для первых трех вариантов прогнозов меньше, чем когда прогноз строился индивидуально по модели, это можно связать с тем, что одна модель завышает значения, а другая занижает, а при их совместном прогнозе одно перекрывает другое и мы получаем достаточно точный прогноз. Тем не менее, прогноз 4, имеет самую большую ошибку, потому что исходная модель с трендом хоть и статистически значимая, однако получилась не такой хорошей для прогнозирования. Также в целом прогнозы не совсем совпадают с тенденцией курса, в основном из-за того, что в ноябре произошло резкое снижение, а потом рост, а эти модели не настолько чувствительные к такому роду выбросам.

Таблица 2

Оценка средней относительной ошибки комбинированных прогнозов

Вариант	1	2	3	4
Модели и их веса	ARIMA-0.25, FARIMA - 0.75	ARIMA-0.75, FARIMA - 0.25	ARIMA-0.5, FARIMA - 0.5	ARIMA-0.3, FARIMA - 0.3, Trend -0.4
MAPE, %	1.71%	1.58%	1.64%	2.81%

Таким образом, ряд среднемесячных значений курса доллара США к белорусскому рублю является интегрированным первого порядка. Исходя из результатов исследования в данной статье, оптимальной с точки зрения минимизации MAPE является модель ARIMA (2,1,0) или использование комбинированного прогноза на основе моделей ARIMA (2,1,0) и FARIMA (1,0.5,1) с весами 0,75 и 0,25 соответственно.

Тем не менее, прогнозирование валютного курса может быть сложным из-за множества факторов, влияющих на курс, таких как экономические, политические и геополитические события. Поэтому, помимо моделей ARIMA, могут использоваться и другие методы прогнозирования, такие как нейросети и машинное обучение.

Библиографические ссылки

1. Эконометрика II. Практикум : учеб.-метод. пособие / Ю. Г. Абакумова [и др.]; под ред. Ю. Г. Абакумовой. – Минск : БГУ, 2020. – 167 с.
2. <https://www.nbrb.by/statistics/rates/avgrate.asp> [Электронный ресурс] (дата доступа: 01.04.2023).