

3.11. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСА ВАЛЮТЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Фёдорова Е.А., д.э.н., профессор кафедры
«Финансовый менеджмент»;
Линкова М.А., магистр кафедры
«Финансовый менеджмент»

Финансовый университет при Правительстве РФ

В статье представлен анализ и сопоставление существующих методик прогнозирования курса валюты – доллара и евро. Проведено исследование эконометрическими методами статистических связей между переменными с целью формирования набора факторов, определяющих цену доллара и евро, выявления наличия (отсутствия) мультиколлинеарности, уменьшения ее влияния. Выявлена значимая корреляционная связь цен на финансовые инструменты, доллар и евро с фактором времени, которые по шкале Чеддока соответствуют тесноте связи от «заметной» до «весьма высокой». Представлена апробация прогнозирования курса валюты с использованием нейросетевых технологий посредством Matlab Simulink и встроенного инструмента анализа «Нейросеть» аналитической платформы Deductor Academic Studio.

В условиях всеобщей глобализации, информатизации и постоянно изменяющейся экономической обстановке в стране основной задачей руководства становится прогнозирование будущих показателей, оптимизация и повышение эффективности деятельности. Большинство процессов, происходящих в экономике, следовательно, и в самом бизнесе, находятся в непрерывной взаимозависимости и взаимосвязи. Анализ данных взаимосвязей помогает раскрыть саму суть происходящих процессов и постараться спрогнозировать будущие явления и показатели.

Прогнозирование будущих показателей необходимо осуществлять на всех сферах управления и в любых уровнях деятельности. Задача прогнозирования динамики индекса – курса доллара и евро, как всемирного эквивалента, является актуальной.

Изменения валютных курсов очень сложно предсказать в связи с зависимостью курса от политической,

экономической обстановки в стране и в мире, зависимостью волатильности от многочисленных факторов и условий [6]. Также причина может заключаться в нелинейности в рядах валютных курсов. Последние достижения в области как аналитических, так и вычислительных методов значительно упростили эмпирические исследования нелинейных моделей и привели к появлению многочисленных аналитических методов в данной области, существенно увеличив количество методов прогнозирования валютных курсов: методы регрессионного анализа и нейронные сети [9], **GARCH** модели [2], рекурсивные модели нейронных сетей [8] и др.

Зависимости котировок валюты от предыдущего курса исследовали многие аналитики: Бауэр В.П., Киреев А.Н. [5], Фомин А.Н. [11] и т.д.

Как известно, во второй половине XX столетия появляются методы прогнозирования, идентификации, которые основываются на достижениях нейробиологии. Целью данной работы является разработка методов прогнозирования валютных курсов с помощью многослойных нейронных сетей в среде MatLab Simulink и Deductor Studio Academic и сопоставление с методами **GARCH**-моделирования.

Сопоставим несколько методов прогнозирования – в частности, **Garch**-моделирование, искусственные нейронные сети и прогнозирование с помощью Arima.

На предварительном этапе эконометрическими методами были исследованы статистические связи между переменными с целью формирования набора факторов, определяющих цену доллара и евро, выявления наличия (отсутствия) мультиколлинеарности, уменьшения ее влияния [2, с. 313]. Набор данных представляет совокупность временных рядов цен на доллары США, евро, золото, серебро, платину и палладий, устанавливаемых по курсу Центрального банка РФ (ЦБ РФ) с 1 января 2009 г. по 31 декабря 2011 г.

В табл. 1 представлена матрица парных корреляций, полученная в среде **SPSS**.

Таблица 1

МАТРИЦА ПАРНЫХ КОРРЕЛЯЦИЙ

Control Variables		Gold	Dollar	Euro	Argentum	Platinum	Palladium	DAY0, not periodic
Gold	Pearson Correlation	1	0,259	-0,342	0,885	0,722	0,817	0,927
	Sig0, (2-tailed)	-	0	0	0	0	0	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
Dollar	Pearson Correlation	-0,259	1	0,587	-00,497	-0,544	-0,569	-0,538
	Sig0, (2-tailed)	0	-	0	0	0	0	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
Euro	Pearson Correlation	-0,342	0,587	1	-0,373	-0,678	-0,615	-0,553
	Sig0, (2-tailed)	0	0		0	0	0	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
Argentum	Pearson Correlation	0,885	-0,497	-0,373	1	0,731	0,886	0,909
	Sig0, (2-tailed)	0	0	0	-	0	0	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
Platinum	Pearson Correlation	0,722	-0,544	-0,678	0,731	1	0,917	0,820
	Sig0, (2-tailed)	0	0	0	0	-	0	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
Palladium	Pearson Correlation	0,817	-0,569	-0,615	0,886	0,917	1	0,923
	Sig0, (2-tailed)	0	0	0	0	0	-	0
	N	747	747	747	747	747	747	747
DAY0, not periodic	Pearson Correlation	0,927	-0,538	0,553	0,909	0,820	0,923	1
	Sig0, (2-tailed)	0	0	0	0	0	0	-
	N	747	747	747	747	747	747	747

Таблица 2

ЧАСТНАЯ КОРРЕЛЯЦИЯ МЕЖДУ КУРСОМ ДОЛЛАРА И ЦЕНОЙ ЗОЛОТА

Control Variables			Gold	Dollar
Euro & Argentum & Platinum & Palladium & DAY, not periodic	Gold	Correlation Significance (2-tailed)	10	0,786
	Dollar	Correlation Significance (2-tailed)	0,786	100,00
DAY, not periodic	Gold	df	740	0
		Correlation	10	0,756
		Significance (2-tailed)	-	0
	Dollar	df	0	744
		Correlation	0,756	10
		Significance (2-tailed)	0	-
		df	744	0

Таблица 3

МАТРИЦА ПАРНЫХ КОРРЕЛЯЦИЙ МЕЖДУ ПЕРВЫМИ КОНЕЧНЫМИ РАЗНОСТЯМИ ЦЕН ИНСТРУМЕНТОВ И ВРЕМЕНЕМ

Control Variables		DIFF(Gold,I)	DIFF(Dollar,I)	DIFF(Euro,I)	DIFF (Argentum,1)	DIFF (Platinum,1)	DIFF (Palladium,I)
DAY, not periodic	Pearson Correlation	-0,001	0,005	-0,004	-0,024	-0,07	-0,032
	Sig (2-tailed)	0,970	0,885	0,916	0,521	0,037	0,383
DIFF(Gold,I)	Pearson Correlation	1	0,340	0,216	0,082	0,631	0,368
	Sig (Mailed)	-	0	0	0,026	0	0
OIFF(Dollar, I)	Pearson Correlation	0,340	1	0,446	0,137	0,126	-0,116
	Sig (2-tailed)	0	-	0	0	0,001	0,001
OIFF(Euro, I)	Pearson Correlation	0,216	-	1	0,007	0,141	0,040
	Sig (2-tailed)	0	0	-	0,848	0	0,270
OIFFC(Argentum, I)	Pearson Correlation	0,082	0,137	0,007	1	0,076	0,016
	Sig (2-tailed)	0,026	0	0,848	-	0,037	0,654
OIFF(Platinum,I)	Pearson Correlation	0,631	0,126	0,141	0,076	1	0,654
	Sig (2-tailed)	0	0,001	0	0,037	-	0
OIFF(Palladium,I)	Pearson Correlation	0,368	-0,116	0,040	0,016	0,654	1
	Sig (2-tailed)	0	0,001	0,270	0,654	0	-

Таблица 4

КОЭФФИЦИЕНТЫ МОДЕЛИ МНОЖЕСТВЕННОЙ РЕГРЕССИИ

Mortal	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sid
	B	Std Error	Beta		
1 (Constant)	0,660	0,507	-	10,303	0,193
DIFF(Platinum,I)	0,552	0,025	0,631	220,17	0
2 (Constant)	0,611	0,477	-	1,281	0,201
DIFF(Platinum,I)	0,522	0,024	0,597	220,13	0
DIFF(Gold,I)	190,077	10,942	0,265	90,825	0

Данные свидетельствуют о наличии значимой корреляционной связи цен на финансовые инструменты, доллар и евро с фактором времени (*DAY*), которые по шкале Чеддока соответствуют тесноте связи от «заметной» до «весьма высокой». В то же время, существуют и собственные статистические связи между ценами при исключении воздействия фактора времени.

Например, частная корреляция между курсом доллара и ценой золота свидетельствует о высокой тесноте связи как при исключении влияния времени, так и при исключении всех остальных факторов (табл. 2).

Таким образом, информативные факторы, оказывающие влияние на курс доллара и евро, содержат общий временной тренд, являющийся причиной возникновения явления мультиколлинеарности. Значения цен были заменены первыми конечными разностями (*DIFF*), исключаящими линейную тенденцию. Как показали исследования, первый порядок был достаточен для уменьшения межфакторных связей между ценами и временем (табл. 2).

Заметные межфакторные связи между приращениями курса доллара, евро, золота и платины, наблюдаемые в табл. 2, сделали желательным использование пошаговых алгоритмов отбора факторов, позволяющих определить набор независимых переменных.

Для осуществления отбора объясняющих переменных был применен регрессионный анализ пошаговым методом и методом исключений, которые привели к одинаковому результату. Основной итог этого этапа моделирования проиллюстрирован табл. 3.

В качестве объясняющих переменных были отобраны приращения первого порядка Δ (название, 1) котировок доллара, цены платины и золота, которые связаны с приращением цен золота уравнением:

$$\Delta(\text{доллара}, 1) = 0,611 + 0,522(\text{платина}, 1) + 19,077(\text{золото}, 1) \quad (1)$$

Оба фактора являются значимыми на уровне менее 0,001. Судя по бета-коэффициентам, с точки зрения степени изменчивости факторов наибольшее влияние на приращение курса доллара оказывает приращение цены

платины. Доля объясненной вариации зависимой переменной, объясняемой моделью, составляет около 47%, согласно скорректированному коэффициенту детерминации. Проведенный таким образом предварительный анализ эконометрическими методами дает ценную информацию для выбора структуры нейросетевой модели, настройки, использования ее для построения прогноза.

Разработанный в данной статье прогноз методом ИНС был применен для ежедневных обменных курсов доллара и евро посредством инструмента анализа «Нейросеть» аналитической платформы Deductor Studio и Matlab Simulink. Действительно значимыми для прогнозирования являются изменения котировок, а не сами котировки. Это и послужило входными данными для обучения ИНС. Путем тестирования, оптимальной выбрана структура многослойной нейронной сети, содержащей три слоя, в первом – три нейрона, во втором два, в третьем два. Используя прогнозы на основе ИНС, мы пытаемся включить структурную информацию в непараметрический анализ.

Использованные априорные валютные курсы выражены по отношению к российскому рублю. Наша база данных состоит из ежедневной (средней ценовой категории) ставки, накопленной ЦБ РФ в 12:00 (по московскому времени) [1]. Период выборки длится с 1 января 2011 г. по 31 декабря 2011 г. Следует заметить, что анализ финансовых рядов нескольких стран требует специальной обработки для высокочастотных (ежедневных) данных. Наконец, отметим, что из данных были удалены праздничные дни, соответствующие изо дня в день рядам обменных курсов, и устранены наблюдения тех дней, в которые отсутствовали торги в любой из рассматриваемых стран.

Как принято в литературе, эффективность прогнозирования первоначально измеряется с помощью *U*-статистики Тейла, резюмирующей статистике, основанной на стандартной, симметрической функции потерь:

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{t=t_0}^{t_0+T} (x_t - x_t^f)^2}}{\sqrt{\sum_{t=t_0}^{t_0+T} (x_t - x_{t-1})^2}}, \quad (2)$$

где x_t – реальное значение и x_t^f – прогнозируемое значение [10, с. 389].

Табл. 5 показывает эффективность прогнозов наших прогнозов и традиционной модели *Garch*. В первом случае зависимые ряды валютных курсов получены методом моделирования ИНС. Как видно из табл. 1, *U*-статистика, полученная методом моделирования ИНС, меньше единицы, что является хорошим результатом. Данная статистика позволяет сравнивать прогностические способности моделей. Если значение статистики меньше 1, то анализируемая модель лучше по прогностическим способностям первоначальной «эталонной» модели; если больше единицы, то хуже; если равна единице, то анализируемая модель эквивалентна по прогностическим способностям первоначальной «эталонной» модели [3, с. 54].

Таблица 5

ТОЧНОСТЬ ПРОГНОЗА

Прогнозируемая величина	Предиктор SNN	Предиктор Garch	Предиктор ARIMA
Доллар США (USD) ^a	0,642	1,658	1,982
Евро (Eur) ^{b,e}	0,661	1,313	2,012

Из табл. 7 также видно, что модель предиктора *Garch* и *Arima* всегда предлагает более высокую статистику *U* больше 1, что говорит о недостатках *Garch* и *Arima* – моделирования. Статистика предиктора *SNN* свидетельствует о высоких прогностических качествах модели линейного тренда.

В целом результаты исследования, представленные в данном разделе, доказывают, что при прогнозировании временных рядов валютного курса, относительно точный прогноз получается именно методом прогнозирования с помощью искусственных нейронных сетей. Следующим шагом является проверка статистической значимости в отклонениях в точности прогнозов.

Таблица 6

НАПРАВЛЕННЫЕ ПРОГНОЗЫ

Прогнозируемая величина	Предиктор ИНС	Предиктор Garch (1,1,0)	Предиктор ARIMA
Доллар США (USD)	68,89	52,19	41,13
Евро (Eur)	73,13	63,73	39,82

Для оценки качества модели полученных прогнозов методом нейросетевого программирования и *Garch* мы используем тест на безразмерный коэффициент детерминации (coefficient of determination) R^2 :

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k^* - M[Y_k])^2}{\sum_{k=1}^n (Y_k - M[Y_k])^2} = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k^* - Y_k)^2}{\sum_{k=1}^n (Y_k - M[Y_k])^2}, \quad (3)$$

где *M* – оператор математического ожидания [7, с. 398].

В данном случае знаменатель дроби выступает индикатором относительно линии математического ожидания $M[Y_k]$, общего рассеивания Y_k . В числителе же выражения (2) представлена сумма квадратов отклонений, интерпретируемая индикатором не объясненного данной моделью разброса. В целом данный коэффициент является своеобразным индикатором, позволяющим выявить, в какой мере полученная модель предоставит наилучший итог для выявления исследуемой динамики.

Таблица 7

ТОЧНОСТЬ ПРОГНОЗА

Прогнозируемая величина	Коэффициент детерминации R^2 предиктора SNN	Коэффициент детерминации предиктора GARCH	Коэффициент детерминации предиктора ARIMA
Доллар США (USD)	0,91	0,63	0,49
Евро (Eur)	0,93	0,59	0,47

Из полученных результатов следует, что предложенная модель для предиктора ИНС для доллара США объясняет 91% имеющихся реальных данных, для Евро – 93%. Минимальным допустимым значением, лимитом точности моделирования, оцениваемым проанализированный коэффициентом детерминации, как правило, считают 70-75% [7, с. 413]. Таким образом, предложенная модель является достаточно точной.

Таким образом, некоторая неточность прогноза объясняется некоторыми волнениями, описанными ранее за период 2011 г., зарегистрированными на валютном рынке. В целом же предложенная модель является точной и адекватной.

Целью нашей работы было внести свой вклад в дискуссию об актуальности нелинейных прогнозов высокочастотных данных на финансовых рынках. Мы расширили локальный предиктор, представленный в работе Фернандеса-Родригеса и Сосвилла-Рибера (1999), чтобы применить метод нейросетевого моделирования в данном временном ряду. Мы использовали эти предикторы методом нейросетевого моделирования (**SNN**) для двух валют, участвующих в механизме обменных курсов **EUR** и **USD**, используя ежедневные данные обменного курса по отношению к рублю в период с 1 января по 31 декабря 2011 г.

Для оптимизации работы алгоритма нейросетевого прогнозирования была синтезирована обучающая выборка с учетом априорных данных, полученных с официального сайта ЦБ РФ [4].

ВЫВОДЫ

Основные результаты состоят в следующем.

- Во-первых, при оценке эффективности прогноза для всей выборки с использованием **U**-статистики Тейла, (нелинейные) предикторы ИНС демонстрируют лучшую эффективность, чем предикторы, основанные на **Garch**-моделировании. Кроме того, предиктор ИНС превзошел **Garch** модель при анализе направленных прогнозов.
- Во-вторых, мы рассмотрели тест, оценивающий качество модели. Тестирование по коэффициенту детерминации позволило сделать вывод, что в большинстве случаев, прогнозирование методом моделирования ИНС для доллара США объясняет 91% имеющихся реальных данных, для Евро – 93%

В совокупности, доказательства, представленные выше, подтверждают результаты исследований, которые подчеркнули важность прогнозирования валютного курса [10, с. 385].

Оптимальным и наиболее эффективным среди рассмотренных был признан метод прогнозирования с использованием нейросетевых технологий аналитической платформы Deductor Studio и Matlab Simulink. Необходимо проводить дополнительные исследования в данной области для того, чтобы разобраться в причинах и структуре прогнозируемости на валютном рынке, так как этот вопрос имеет большое значение, как для понимания движущих сил движения валютного курса, так и для валютных дилеров.

Литература

1. База данных по курсам валют [Электронный ресурс]. URL: http://www.cbr.ru/currency_base/dynamics.aspx?VAL_NM_RQ=R01235&date_req1=01.01.2009&r1=1&date_req2=31.12.2011&C_month=12&C_year=2011&t=2&x=43&y=13&mode=2
2. Боллерслев Т. Обобщенная авторегрессионная условная гетероскедастичность [Текст] / Т. Боллерслев // Эконометрика. – 1986. – №31. – С. 307-327.
3. Вайд В. Влияние правила Тейлора на отклонения реального валютного курса [Текст] / В. Вайд // Междунар. периодический ж-л экономики и финансов. – 2007. – №24. – С. 51-61.
4. Динамика официального курса заданной валюты [Электронный ресурс]. URL: http://www.cbr.ru/currency_base/dynamics.aspx
5. Киреев А.Н. Международная макроэкономика. Международная экономика и макроэкономическое программирование [Текст] : в 2 т. / Алексей Киреев. – М. : Междунар. отношения. Ч. 2. 2001. 488 с.
6. Обзор состояния финансового рынка [Электронный ресурс]. URL: http://www.cbr.ru/analytics/fin_r/fin_mark_2011.pdf
7. Паклин Н.Б. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям [Текст] / Николай Паклин. – СПб. : Питер, 2012. – 704 с.
8. Париси А. и др. Прогнозирование изменений цены на золото: Свернутые и регрессионные модели нейронных сетей [Текст] / А. Париси, Ф. Париси, Д. Диаз // Ж-л междунар. финансово-менеджмента. – 2008. – №18. – С. 477-487.
9. Преминджер А., Франк Р. Прогнозирование обменных курсов : здравый взгляд на регрессию [Текст] / А. Преминджер,

Р. Франк // Междунар. ж-л прогнозирования. – 2007. – №23. – С. 71-84.

10. Фернандес-Родригес Ф. и др. Прогнозирование валютного курса методами ближайшего соседнего: обоснования EMS [Текст] / Ф. Фернандес-Родригес, С. Сосвилла-Риверо, Д. Андрада-Феликс // Междунар. ж-л прогнозирования. – 1999. – №15. – С. 383-392.
11. Фомин А.Н. Методики прогнозирования динамики биржевого индекса [Текст] : аналит. доклад / Александр Фомин. – М., 2010.

Ключевые слова

Прогнозирование; анализ; нейронные сети; влияние; моделирование; курс валюты; финансовые активы; интеллектуальный анализ данных; адекватность.

*Федорова Елена Анатольевна;
Линкова Марина Алексеевна*

РЕЦЕНЗИЯ

Статья написана на тему, актуальность которой трудно оспорить. От того, как будет сформирована структура капитала, зависит экономическое положение предприятия, его финансовая устойчивость и вероятность банкротства. Автор говорит о необходимости каждой организации решить четыре основных вопроса:

- сколько потребуется денежных средств, чтобы успешно достигать поставленных целей;
- какая планируется структура источников финансирования (цена и стоимость капитала);
- как оценить оптимальность привлекаемых источников финансирования предприятий;
- какие факторы влияют на общую стоимость капитала.

В статье предлагается дополнить формулу средневзвешенной стоимости капитала **WACC** такими специфическими условиями финансирования, как ипотека, лизинг, венчурное финансирование. Хотя, на наш взгляд, это выглядит спорно, тем не менее надо признать, что логика исследования автора в целом верна. При определении цены капитала анализируются, как правило, только основные традиционные источники финансирования: собственные и заемные средства. Увеличение в последние годы объема использования специфических источников финансирования действительно вызывает необходимость их учета при оценке общей стоимости капитала.

Оценка оптимальности структуры источников финансирования компании выдвигает, по мнению автора, необходимость учитывать влияние финансового и операционного левериджа. Указывается на то, что формирование оптимальной структуры капитала определяется не только его минимальной ценой, но также сравнением преимуществ и недостатков каждого источника финансирования с присущей ему взаимосвязи риска и доходности. Используя в финансовом менеджменте действие операционного и финансового рычагов, можно более эффективно управлять как структурой капитала, так и уровнем финансового и производственного (операционного) риска.

Говоря о проблеме оптимальности источников финансирования, автор подразумевает под ней «приемлемую в определенном временном периоде для конкретного предприятия, структуру и стоимость вероятных источников его финансирования и ту предельную цену, которую компания готова заплатить за них».

В статье указывается на то, что структура капитала должна рассматриваться в рамках определенного временного периода, влияющего на стоимость привлекаемых источников финансирования. Соответственно при оценке стоимости источников финансирования предприятий надо принимать во внимание процессы наращивания и дисконтирования денежных потоков, базирующихся на учете временной ценности денег.

По справедливому мнению автора, оптимальность используемых источников финансирования организации может быть достигнута при учете влияния внешней среды, прежде всего инфляционных ожиданий. Для этого обычные денежные поступления от финансово-хозяйственной деятельности организации следует сначала рассчитывать с учетом изменения индекса инфляции. В статье приводится конкретный практический пример этого учета.

В заключении статьи автор справедливо указывает на то, что учет разных факторов, влияющих на процессы формирования оптимальной структуры традиционных и специфических источников финансирования предприятия, окажет свое несомненное воздействие на результаты его финансово-хозяйственной деятельности.

В целом статья написана на достаточно высоком профессиональном научном уровне, содержит целый ряд положений, имеющих теоретическое и практическое значение.

На наш взгляд, статью к.э.н., доцента Проскурина В.К. можно рекомендовать к печати.

Максимцов М.М., д.э.н., профессор кафедры «Общий менеджмент и управление» Финансового университета при Правительстве РФ