

АНАЛИЗ КУРСОВЫХ КОТИРОВОК С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОДНОМЕРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Субботин Д.В.

Субботин Дмитрий Валерьевич – бакалавр экономики, менеджер продукта,
Компания «Яндекс», г. Москва

Аннотация: в данной работе анализируется доходность акций компании Майкрософт в 2010 - 2014 гг. с использованием временных рядов. Было выявлено, что данные временного ряда стационарны и в них отсутствуют единичные корни, что позволило построить модель ARMA. На основе данной модели был сделан прогноз, который показал, что доходность акций компании до 6 июня 2014 года не превысит 1% и не будет ниже -1%. Часть прогноза была сопоставлена с реальными значениями доходности акций компании, что показало адекватность и состоятельность спрогнозированных значений в силу того, что реальные значения попали в доверительный интервал, созданный прогнозом.

Ключевые слова: анализ, финансы, экономика, банки, дивиденды

Сегодня благодаря развитию интернета финансовые рынки развиваются очень быстрыми темпами. Анализировать биржевые индексы и инвестировать теперь может каждый – в интернете огромное количество площадок, где без особых усилий можно зарегистрироваться и начать торговать котировками акций. Один из гигантов отраслевого сектора – компания Майкрософт – может стать привлекательной компанией для инвестиций, особенно после поглощения компании Nokia, которая обладает огромным количеством мобильных разработок и патентов. После этого поглощения Майкрософт сможет не только диверсифицировать продукт основной деятельности – программное обеспечение – но и выйти на рынок смартфонов и планшетов, поэтому акции данной компании в портфеле инвестора кажутся довольно привлекательными. Проверка этой гипотезы является основной задачей данной исследовательской работы.

Данные о доходности акций Майкрософт были получены из системы Google Finance за период с 19 июля 2010 года по 20 мая 2014. Выбор данного посткризисного периода обусловлен тем, что акции компании находились в стабильной динамике, без выраженных аномальных выбросов и колебаний. В выборку попало 968 наблюдений.

Графический анализ доходностей компании представлен на рисунке 1.

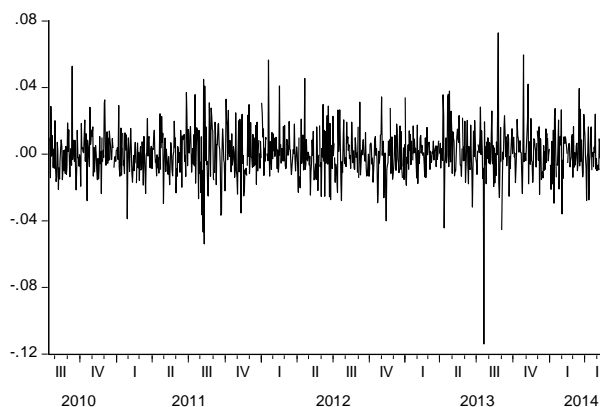


Рис. 1. Динамика доходности акций компании Майкрософт

Несмотря на наличие нескольких аномальных выбросов, тренда или сезонности не наблюдается. Кроме того, сглаживание ряда не представляется необходимым, т.к. количество аномальных наблюдений не более чем три-четыре значения (Luna & Genton, 2001). По графическому анализу можно сделать вывод о стационарности ряда, но для большей точности была проведена статистическая проверка гипотезы о стационарности ряда. Для этого мы разбили выборку примерно на две части, которые отделены друг от друга датой 1 апреля 2012 г., и провели тесты на равенство средних и дисперсий для каждой из двух частей временного ряда. На уровне значимости в 1% мы можем утверждать, что значение средних и дисперсий в разных частях временного ряда равны, поэтому ряд можно назвать стационарным.

Для проверки наличия единичных корней и определения формы эконометрической модели был проведен расширенный тест Дикки-Фулера. Тест был проведен в три шага: с константой и трендом, с константой и без тренда, без константы и без тренда. Результаты теста обобщены в таблице 1. По итогам теста можно сделать вывод о том, что единичные корни отсутствуют, и не требуется переходить к

первым разностям для последующего моделирования. Исходя из результатов теста, эконометрическая модель будет построена без константы и тренда (Phillips, 1987).

Таблица 1. Результаты расширенного теста Дикки-Фулера

	Константа и тренд	Константа, без тренда	Без константы, без тренда
t-статистика	-31,48	-31,49	-31,46
Вероятность	0	0	0

Чтобы выбрать необходимую модель авторегрессии, необходимо проанализировать коррелограмму (см. рабочий файл «correlogram»). По её анализу можно сделать вывод, что в регрессионное уравнение можно включить следующие значения AR(3), AR(11), AR(12), AR(16), AR(19), MA(3), MA(11), MA(12), MA(16), MA(19). Данные значения (номера лагов) были выбраны при условии, что общая или частная автокорреляционная функции выходит за пределы интервалов доверительных значений. Необходимо заметить, что автокорреляционная функция и частная автокорреляционная функция не представляют собой ни затухающую синусоиду, ни убывание по экспоненте, поэтому в дальнейшем анализе мы будем строить модель ARMA(p,q) (Muler et al, 2009). Все построенные модели и оценки их качества занесены в таблицу 2.

Для всех моделей были проведены тесты для оценки их качества. Согласно результатам тестов, для всех моделей характерна гомоскедастичность, равенство математического ожидания остатков нулю, отсутствие автокорреляции остатков. Однако ни для одной модели не удалось подтвердить гипотезу о нормальности распределения остатков, что является ограничением данного исследования.

Сравнивая модели между собой, можно сказать о том, что наименьший коэффициент критерия AIC и наибольшая объясняющая сила (судя по скорректированному коэффициенту детерминации) у первой модели, поэтому она является наиболее качественной. Что касается обратимости первой модели, то все корни по модулю процессов AR и MA меньше нуля, что свидетельствует о ее обратимости.

Таким образом, статистически было выявлено, что доходность акций компании Майкрософт сегодня зависит от доходностей 3, 11, 12, 16 и 19 дней назад. При этом, от 3 и 12 дней назад наблюдается положительная зависимость, а от 11, 16 и 19 – отрицательная.

Таблица 2. Оценки моделей ARMA(p, q)

	Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4
AR(3)	0,106***	0,322***	-0,281**	0,590***
AR(11)	-0,413***	-0,259***	0,303***	0,056
AR(12)	0,281***	0,148***	0,524***	
AR(16)	-0,154***	-0,494***		
AR(19)	-0,360***			
MA(3)	-0,162***	-0,404***	0,291**	-0,641***
MA(11)	0,485***	0,280***	-0,273***	-0,005
MA(12)	-0,274***	-0,145***	-0,523***	
MA(16)	0,121***	0,475***		
MA(19)	0,428***			
R2adj	0,03	0,02	0,01	0,004
AIC	-5,68	-5,68	-5,67	-5,67
E(ei) = 0	+	+	+	+
D(ei) = const	+	+	+	+
cov(ei, ej) = 0	+	+	+	+
ei ~ N(0;σ2), JB	-	-	-	-

*** - статистическая значимость на уровне 1%, ** - статистическая значимость на уровне 5%.

Для того чтобы построить прогноз в рамках выбранной модели, мы расширили выборку до 6 июня 2014 года. Для начала воспользуемся динамическим прогнозом, который дает значения на несколько шагов вперед. Результаты представлены на рисунке 2.

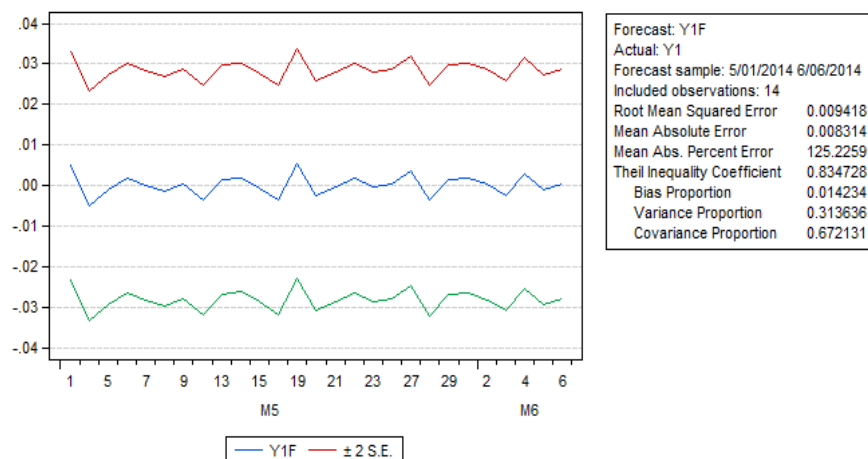


Рис. 2. Динамический прогноз

Для оценки качества данного прогноза мы сравнили реальные доходности с прогнозируемыми значениями (таблица 3). Из таблицы можно сделать вывод о том, что прогноз зачастую дает адекватные значения, и все реальные данные попадают в доверительный интервал, построенный при прогнозировании.

Таблица 3. Сравнение прогнозных значений с реальными доходностями

Дата	Прогноз	Реальное значение	Попадает в доверительный интервал
21 мая	-0,000213493	0,016885	+
22 мая	0,001675971	-0,0062	+
23 мая	-0,000464163	0,000499	+
27 мая	0,0036782	0,001745	+
28 мая	-0,003706451	-0,00448	+
29 мая	0,001504161	0,008248	+
30 мая	0,001775052	0,014874	+

Также мы провели статистический прогноз, который учитывает только истинные значения переменной и строится лишь на один шаг вперед. Прогноз показал, что доходность 21 мая будет составлять -0,002133, тогда как реальное значение 0,016855. Доверительный интервал прогноза составляет от 0,007967 до -0,0122. Истинное значение не попадает в доверительный интервал, что свидетельствует о том, что динамический прогноз дает более адекватную оценку, чем статистический (Marriott & Tremayne, 1988).

Важно отметить, что анализ финансовых рынков и временных рядов сегодня достаточно популярен. В реальном финансовом секторе аналитики, конечно, используют более сложные модели для анализа временных данных. Кроме того, к ограничениям данного исследования можно отнести то, что не было рассмотрено влияние различных факторов, например, колебания индекса отрасли, что представляется возможным для анализа при использовании многомерных временных рядов. Также в современном финансовом анализе, как правило, анализируются уже не дневные, а часовые данные, что приводит к более качественным прогнозам.

Список литературы

1. Chen Y., Wang Y., Lin L. Independent Directors' Board Networks and Controlling shareholders' tunneling behavior, China Journal of Accounting Research, 2014. 101-118.
2. Luna X. & Genton M.G. (2001). Robust Simulation-Based Estimation of ARMA Models. Journal of Computational and Graphical Statistics. 10. 370-387.
3. Marriott J.M. & Tremayne A.R. (1988). Alternative Statistical Approaches to Time Series Modelling for Forecasting Purposes. The Statistician. 37. 187-197.
4. Muler N., Pena D. & Yohai J.V. (2009). Robust Estimation for ARMA models. The Annals of Statistics. 37. 816-840.

5. *Phillips P.C.B.* (1987). Time Series Regression with a Unit Root. *Econometrica*. 55. 277-301.