

АЛГОРИТМ КОМПЛЕКСНОГО АНАЛИЗА ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

В.М. Андриенко, к.э.н., доцент
А.О. Руденко

Одесский национальный политехнический университет

Статистические данные экономических показателей поступают в форме *временных рядов*. *Временным рядом* называется совокупность наблюдений экономического показателя в разные моменты времени. Анализ взаимосвязей экономических данных, представленных в виде временных рядов, является необходимой составной частью современных исследований в области макроэкономической динамики переходной экономики. Принципиальные отличия временного ряда от последовательности наблюдений, образующих случайную выборку, заключаются в том, что члены временного ряда не являются независимыми и одинаково распределенными. Это означает, что свойства и правила статистического анализа случайной выборки нельзя распространять на временные ряды.

Главная цель анализа финансовых временных рядов состоит в построении, по возможности, простых параметризованных моделей, адекватно описывающих ряды наблюдений. Предназначением самой модели является прогнозирование. Однако построению адекватной модели должен предшествовать анализ структуры исходных статистических данных. Это необходимо для правильного выбора и идентификации модели. В настоящее время разработаны различные методы анализа. К ним относятся: статистический, фрактальный, хаос-динамический анализ и другие. Подробное обсуждение этих методов можно найти в работах Вольда Г.[1], Бокса Дж. и Дженкинса Г.[2], Петерса Е.[3], Гренджера К.и Хатанака М.[4], Шустер Г. [5].

Целью данной статьи является обобщение опыта в исследовании финансовых временных рядов, и разработка практических рекомендаций в рамках *комплексной методологии анализа, моделирования и прогнозирования* [6]

Приведем общий алгоритм анализа.

1. Графическое представление исходного ряда во временной области. Обычно визуальное изучение графика исходного ряда позволяет обнаружить присутствие в данных постоянного слагаемого и низкочастотный компонент (тренд). Для изучения высокочастотных компонент ряда обе эти составляющие полезно исключить из данных. Постоянное слагаемое исключается центрированием ряда. Центрированный ряд получается из исходного вычитанием среднего значения исходных данных. Наличие или отсутствие тренда устанавливается на последующих шагах алгоритма.

2. Корреляционный анализ.

Вычисление и графическое представление *коррелограммы*. Коррелограмма – это статистическая оценка *автокорреляционной функции* (АКФ). Если коррелограмма экспоненциально убывает или имеет вид затухающей синусоиды, то исследуемый ряд является стационарным. Тогда применить модель типа $ARMA(p,q)$ [7] и перейти к пункту 10. Выбор модели осуществляется на основе рекомендаций, приведенных в Таблице 1.

Таблица 1. Основные автокорреляционные модели

Характеристика АКФ	Значение p	Значение q
АКФ имеет форму синусоиды или экспоненциально убывает	2	-
АКФ имеет резко выделяющееся значение на лаге 1, нет корреляций на других лагах	-	1
АКФ имеет резко выделяющиеся значения на лагах 1, 2, нет корреляций на других лагах	-	2
АКФ экспоненциально убывает с лага 1	1	1

В противном случае (коррелограмма медленно убывает) – ряд нестационарен, в нем может присутствовать тренд или долговременная память. Необходимо продолжить анализ.

3. Проверка гипотезы о наличии тренда. Если гипотеза о наличии тренда подтверждается, то перейти к следующему пункту. Если тренд отсутствует, то перейти к пункту 5.

4. Исключение тренда. Для исключения тренда необходимо задать его модель. Если природа тренда имеет теоретическое объяснение, то моделирование тренда производится на основе этой теории. Чаще всего природа тренда неизвестна. В таких случаях в качестве формальной модели используют аппроксимацию тренда с помощью линейной комбинации полиномов. Параметры модели тренда определяются по методу наименьших квадратов. Затем значения тренда вычитаются из исходных данных.

5. Спектральный анализ.

6. Вычисление и графическое представление *периодограммы*. Периодограмма – это асимптотическая и несмещенная оценка *спектральной плотности*. Она позволяет выявить высокочастотные компоненты ряда, которые обычно являются не существенными, так как вызваны случайными факторами, и представляют собой резкие отклонения. Если таковые есть, то производится сглаживание ряда. Если ряд содержит периодические составляющие, то они проявятся на графике периодограммы в виде максимумов (пиков). Если на низких частотах периодограмма стремится к бесконечности, то это свидетельствует о наличии регулярной составляющей или *долговременной памяти*.

6. Сглаживание временного ряда. Самый общий метод сглаживания – *скользящее среднее*, в котором каждый член ряда заменяется простым или

взвешенным средним n соседних членов, где n – ширина «окна». Выбор ширины окна определяется содержательными соображениями, связанными с предполагаемым периодом колебаний или с желательным исключением определенного рода высокочастотных колебаний. На практике обычно при отсутствии сезонности ширину окна берут равной 3, 5 или 7. Не рекомендуется брать окно шире, чем в четверть числа анализируемых данных. Чем шире окно, тем больше колебательных компонент будет исключено и тем более гладкий вид будет у полученного при сглаживании ряда. При слишком больших окнах полученный ряд уже значительно отличается от исходного, теряются многие индивидуальные особенности и ряд все более приближается к постоянному.

7. R/S – анализ. В результате R/S – анализа определяется, является ли исходный ряд случайным или имеет фрактальную природу (долговременную память). Классификация ряда проводится на основе проверки статистической гипотезы H_0 – исследуемый ряд является случайным. Статистическое решение принимается по значению статистики v_n [4]. Если ряд случайный, то перейти к пункту 10, иначе перейти к пункту 8.

8. Хаос – динамический анализ. Определяет наличие или отсутствие хаотической составляющей по показателю энтропии Колмогорова k . Если $0 < k < \infty$, то такая составляющая имеет место, то есть исследуемый финансовый ряд является системой детерминированного хаоса. Такую систему невозможно эффективно моделировать эконометрическими процессами, она описывается нелинейными дифференциальными уравнениями, которые остаются неизвестными. В то же время фрактальная природа ряда дает основание для построения обучающихся моделей с применением интеллектуальных технологий (генетические алгоритмы или нейронные сети). В противном случае выбирают автокорреляционную модель $ARFIMA(p,d,q)$ [7], где d фрактальная размерность пространства $d=2-H$, H – показатель Херста. Показатель H вычисляется в процессе R/S анализа.

9. Конец алгоритма. Приведем примеры анализа реальных финансовых рядов данных. Рассмотрим ежедневные значения украинского фондового индекса ПФТС на момент закрытия торгов за период 2004-2013г.г. Данный ряд характеризуется долгой положительной автокорреляционной связью (коррелограмма медленно убывает), сосредоточением мощности процесса вблизи нулевой частоты (периодограмма неограниченно возрастает). Показатель Херста $H=0,76$. Значение показателя $H > 0,5$ свидетельствует о том, что ряд является персистентным и трендоустойчивым, имеет фрактальные свойства. Фрактальная размерность $d=2-H=2-0,76=1,34$. С другой стороны, близкое к единице значение H , говорит об отсутствии шумов и неустойчивости к шокowym воздействиям, то есть имеет место вероятность резкого изменения индекса. Противоречие между долговременной устойчивостью и кратковременной нестабильностью объясняется наличием хаотической составляющей, $k \approx 6,11$. Выявленные свойства индекса ПФТС, свидетельствуют

о том, что украинский фондовый рынок является системой детерминированного хаоса. Наличие долговременной памяти свидетельствует об инертности, а отсутствие шумов – о низкой активности рынка.

Теперь рассмотрим временной ряд цен акций «Аэрофлота» за 1512 торговых дней за период 12.04.11-12.04.17г.г. Показатель Херста $H = 0,66$ Фрактальная размерность $d = 2 - H = 2 - 0,66 = 1,44$. Энтропия $K \approx 4,17$. Этот временной ряд имеет те же свойства, что и индекс ПФТС. Для моделирования целесообразно применять интеллектуальные технологии.

В заключение отметим универсальный характер описанного алгоритма. Он может найти вполне успешное применение в исследованиях важнейших характеристик состояния макроэкономических систем.

Литература

1. Wold Н. A Study in the Analysis of Stationary Time Series. /Н. Wold// Сб.научн.трудов. Stockholm: Almqvist and Wiksel, 1938.
2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление – Вып. 1, 2 – М.:Мир, 1974. – 197с.
3. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рисков. Интернет-трейдинг, 2004.– 304 с.
4. Гренджер К., Хатанака М. Спектральный анализ временных рядов в экономике.– М.: Статистика, 1972.
5. Шустер Г. Детерминированный хаос. М.:Мир,1988.–240с.
6. Андриенко В.М., Арсирий Е.А. Комплексная методология анализа, моделирования и прогнозирования временных рядов «Современный научный вестник», серия «Математика» №13(95). – 2010. – С.71-92.
7. Андриенко В.А., Андриенко.В.М. Аналіз фондових ринків Одеса, «Астропринт», 2011. – 292 с.
8. Соколовська З.М., Клепікова О.А. Прикладні моделі системної динаміки: [монографія] / З.М. Соколовська, О.А. Клепікова. – Одеса: Астропринт, 2015. – 308 с.
9. Соколовська З.М. Експертні системи в економічних дослідженнях: [монографія] / З.М. Соколовська – Одеса: Астропринт, 2005. – 240 с.