

3.10. ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕДУР СГЛАЖИВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ФИНАНСОВЫХ РЫНКОВ

Концевая Н.В., к.э.н., доцент кафедры
«Экономико-математические методы и модели»

*Всероссийский заочный
финансово-экономический институт*

Обоснована необходимость и определена роль процедур усреднения рыночных показателей. Проведен сравнительный анализ различных методов одностороннего скользящего усреднения показателей финансовых рынков, показаны преимущества взвешенного усреднения. Обоснована постановка двухкритериальной задачи оптимизации интервала сглаживания. На примере реальных рыночных определены границы интервалов сглаживания, наиболее эффективных на практике. Изложены направления использования разрабатываемых методов обработки рыночных данных.

ВВЕДЕНИЕ

Огромное число эмитентов ценных бумаг и геометрический рост числа заключаемых контрактов в последние десятилетия приводит к случайности в движении цен, вызываемых множеством разнообразных причин, в том числе разными интересами участников рынка, различной степенью реакции на изменение цен, различной интерпретацией получаемой информации и т.д. Все это неизбежно приводит к необходимости построения моделей, описывающих динамику и стохастичность состояний финансовых рынков. Моделирование повторяющихся событий в экономике давно привлекает внимание специалистов. Многими экономистами (например, Н.Д. Кондратьевым, С. Кузнецом, А. Шпитхоффом, У. Митчелом, Дж. Китченом и др.) выделялись экономические циклы с большой и малой частотой, которым соответствовали волны разной амплитуды. Поскольку временные ряды, описывающие динамику рыночных показателей, являются крайне зашумленными, применение, например, методов спектрального анализа нецелесообразно без предварительной очистки исходных данных. Практика последних лет доказала, что подавляющее число математических методов и моделей не дают возможности воспользоваться их результатами для задач прогнозирования динамики рынка и обоснованных инвестиционных решений. Все большее число исследователей рынка, разочаровавшись в поисках скрытой детерминации, отдают предпочтение вероятностным методам. Но, несмотря на вышеизложенное, данная работа направлена на разработку методов статистической обработки временных рядов с целью оценивания наличия скрытых закономерностей, периодически появляющихся в рыночных наблюдениях, в частности, речь пойдет о сглаживании рыночных показателей.

Идея сглаживания возникла в результате предположения о гладкости тренда на коротком временном интервале при отсутствии возможности представить временной ряд простой функцией времени на всем участке наблюдений. Предположение, что на коротком участке времени тренд гладкий, а ошибки случайны и, как правило, нерегулярны, и привело к технике сглаживания, основанной на том, что среднее значение тренда совпадает со значением самого тренда в точке, а среднее случайных составляющих является малой величиной (независимой и с нулевым математическим ожиданием). В результате взвешенное среднее значение (веса могут быть как равны, так и отличаться друг от друга) будет оценивать тренд. Предполагая тренд гладким, подразумевается возможность описания его полиномом достаточно низкой степени. Поскольку основная цель сглаживания – минимизировать отклонения сглаженных значений от наблюдаемых – то традиционные методы сглаживания предполагают двустороннее скользящее усреднение в центре интервала с использованием симметричных коэффициентов, которые находятся чаще всего на базе метода наименьших квадратов. Однако по-

скольку метод не основывается на явной вероятностной модели, свойства его не вполне определены и статистические выводы ограничены. Проблемам сглаживания временных рядов посвящена обширная литература, например, это работы А.А. Чупрова, Е.Е. Слуцкого, Н.С. Четверикова, где реализуются различные подходы к задачам сглаживания, использующие, как правило, двустороннее симметричное взвешивание элементов ряда, приводящее к потерям данных на концах ряда [2, с. 70-71]. Однако, учитывая специфику анализа финансовых рынков, заключающуюся в ограниченном объеме исходной информации, связанной с объективными пропусками данных и особую важность «свежих» наблюдений в анализе, к исследованию рыночных показателей применимы лишь методы одностороннего сглаживания. Традиционными здесь являются методы скользящего усреднения (Simple MA), экспоненциального сглаживания (Exponential MA), линейных весов (Linear Weighted MA) и линейной регрессии.

Эти инструменты являются индикаторами трендов и требуют тщательного (эмпирического) подбора параметров. Наиболее полезной информацией от усредненного показателя движения курса является направление его изменения, сигнализирующее о моментах разворота рыночных тенденций.

Показатель среднего движения курса (moving average, **MA**) показывает среднее значение данных за определенный период времени:

$$MA_t = \frac{\sum_{i=t-k}^t p_i}{k}, \quad (1)$$

где

p_i – усредняемая цена;

k – интервал сглаживания.

Простое **MA** изменяется дважды после одного изменения цен. Сначала оно изменяется тогда, когда новое значение попадает в период усреднения, затем, когда старая цена покидает период усреднения. Этим недостатком лишен метод экспоненциального усреднения:

$$EMA_t = k * P_t + (1 - k) * EMA_{t-1},$$

$$\text{где } k = \frac{2}{n + 1}. \quad (2)$$

На первый взгляд, **EMA** обладает двумя основными преимуществами перед **MA**.

- Во-первых, оно уделяет больше внимания последнему дню торгов.
- Во-вторых, **EMA** не отбрасывает старые данные, как **MA**, а дает им медленно раствориться. На самом деле эти преимущества не обладают практической пользой, как будет показано далее.

Существует много направлений для использования скользящих средних в качестве генераторов принимаемых решений: это подбор интервала сглаживания (в идеале размером в половину волны цикла, если последний будет выделен) таким образом, чтобы средние оказывались ниже ценовых показателей при их росте и выше при их падении, в этом случае сигналами будут служить пересечения ценовых графиков с их усредненными значениями. Интересными с практической точки зрения оказываются пересечения средних различных порядков (в зависимости от размера интервала сглаживания их делают на быстрые и медленные) и сами развороты средних.

Использование полиномов и сплайн-функций для интерполирования данных основывается на идее минимального отклонения полученных значений от фактических, собственно эту же цель преследуют все методы выравнивания временных рядов. Но есть ли смысл эту идею делать основным критерием для выбора метода? Действительно, если предполагать, что в исходном массиве данных присутствуют скрытые детерминации, которые весьма сильно зашумлены, то основной целью усреднения должно стать именно отсеивание самых «неправильных» мелких отклонений, а «срезать» их с основного русла рыночных течений поможет только правильно подобранный инструмент. И если целью очистки данных ставить удаление из исходных данных всей бесполезной ин-

формации, то очевидно, что приближая сглаженные значения к исходным, мы эту задачу не решим. Удаляемые «лишние», случайные колебания должны быть достаточными для того, чтобы сглаженные значения позволили отследить крупные участки наблюдений, на которых в дальнейшем можно применять более сложные математические методы обработки.

Именно сравнительная простота в использовании методов сглаживания и определяет основные недостатки их качественного применения. Результаты усреднения зависят в первую очередь от размера интервала усреднения и, во-вторых, собственно, от самого метода. Грамотный выбор (как правило, субъективный) и определяет конечные результаты усреднения, но именно этот момент является наименее проработанным, в связи с тем, что не определены критерии для адекватного сравнения различных усредняющих методов между собой. Например, разработаны формулы скользящего среднего для определения весовых коэффициентов [1], включающие параметр, который может варьироваться в зависимости от того, какие члены ряда желательно учитывать с большим весом, что позволяет улучшить качественное распознавание существующих закономерностей временного ряда и способствует устойчивости процедуры обработки ряда [1, с. 71-76]. В данной работе авторами предлагается метод одностороннего взвешенного сглаживания временных рядов на основе использования многоугольных чисел, показана полезность приложений методов аддитивной теории чисел и исчисления конечных разностей, проводится сравнительный анализ результатов сглаживания полученных различными методами одностороннего усреднения и обосновываются преимущества модифицированного взвешенного усреднения в сравнении с другими методами.

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ЧАСТЬ

Сравним результаты различных процедур усреднения на следующих исторических данных: дневные котировки (цены открытия) валютного курса USD/JPY за период с 1972 г. по 2004 г. (более 8 тыс. наблюдений, источник котировок EuroClub (<http://www.fxeuroclub.ru>) и Сембанк (<http://www.sembank.ru>). Данная валютная пара выбрана для анализа как наиболее труднопрогнозируемая в связи с частыми интервенциями банка Японии и в классическом техническом анализе считается одной из самых рискованных для инвестирования. Таким образом, исходная информация (дневные котировки) представляет временной ряд с высокой долей случайности.

Поскольку основной задачей исследователей финансовых рынков является эффективное моделирование динамики отдельных показателей на мелких временных масштабах, мы придерживаемся тех же целей. Поэтому основной целью практического применения вышеописанного метода сглаживания мы считаем преимущества в способах выделения мелких периодичностей, неявно присутствующих на рынке, а не глобальных макроволн, что предполагает ограничение размера интервала сглаживания несколькими торговыми днями. Эмпирический анализ результатов сглаживания при различных размерах интервала можно найти, например, в [5]. В данной работе сглаживания интервал выбран равным семи дням. Сравнение методов скользящего усреднения включало следующие этапы перечисленные ниже.

Усреднение без весов (простая средняя). Поскольку интервал сглаживания ограничен семью днями, то предлагается данную процедуру повторять (для иллюстрации производимого эффекта мы это делаем 100 раз, хотя для практических целей можно ограничиться меньшим числом повторений) для качественной «очи-

стки» исходного ряда от случайных флуктуаций. Надо заметить, что использование одной процедуры с большим интервалом и нескольких повторных с малым интервалом усреднения приводят к совершенно разным результатам. Ограничивая интервал сглаживания несколькими уровнями, при многократном повторении мы получаем гладкий тренд, не теряя при этом амплитуды основной динамики, в отличие от однократного усреднения по большому числу уровней.

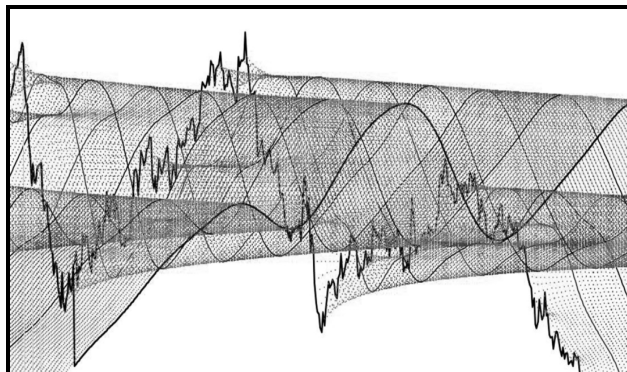


Рис. 1. Результаты последовательного сглаживания дневного курса USD/JPY при простом скользящем усреднении

Таким образом, сначала использовался метод простой скользящей средней с многократным повторением усреднения при фиксированном размере интервала сглаживания. На рис. 1 представлен фрагмент результата процедур последовательного сглаживания с помощью среднеарифметического сглаженного значения, присваиваемого крайнему правому уровню интервала сглаживания. Основным недостатком данной процедуры является сильное смещение вправо расчетных сглаженных значений относительно исходных данных и незначительное уменьшение амплитуды колебаний.

На втором этапе производилось взвешенное усреднение на интервале такого же размера, и тоже процедура последовательно повторялась 100 раз. Такое большое число повторений выбрано для визуального сравнения результатов сглаживания по двум способам: без весов и с весами. С каждым новым усреднением мы получаем новую сглаженную кривую и, изобразив все эти кривые вместе, мы получаем «полосы», сравнивая ширину которых и можно оценить разницу в двух вариантах сглаживания. На этом этапе для взвешенного скользящего усреднения был выбран определенный набор удельных коэффициентов [1, с. 73], процедура сглаживания временного ряда последовательно повторялась с целью максимальной очистки исходного временного ряда от незначительных возмущений. Введение весовых коэффициентов позволило придать больший удельный вес уровням, ближним к тому, для которого вычисляется сглаженное значение и меньшие веса уровням, по мере удаления их от сглаживаемого. На рис. 2 представлены результаты взвешенного скользящего усреднения.

Приведенные на рис. 1 и рис. 2 результаты сглаживания подтверждают пользу метода расчета весовых коэффициентов, который позволяет приблизить сглаженные значения к исходным данным. Это определяется разницей в ширине полос на рисунках, т.е., не уменьшая полезность всей процедуры, позволяющей исключить из исходного ряда незначительные колебания, не

потеряв периодов роста и спада, мы уменьшаем расхождение между исходными и выровненными данными.

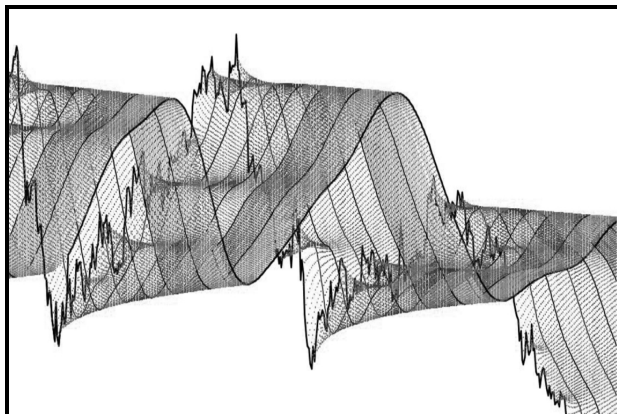


Рис. 2. Результаты последовательного сглаживания дневного курса USD/JPY при взвешенном скользящем усреднении

На третьем этапе метод взвешенного усреднения сравнивался с другими методами одностороннего скользящего сглаживания: с использованием линейных весов, экспоненциального сглаживания и линейной регрессии. Для этого одинаковый интервал сглаживания, равный семи дням, использовался при каждой процедуре, кроме экспоненциального сглаживания. Для последнего метода параметр сглаживания выбирался таким образом, чтобы получить вес ближнего сглаживаемого наблюдения совпадающий с весом соответствующего наблюдения в предлагаемом методе взвешенного усреднения. Распределение весов для семи уровней в интервале представлены для сравнения на рис. 3.

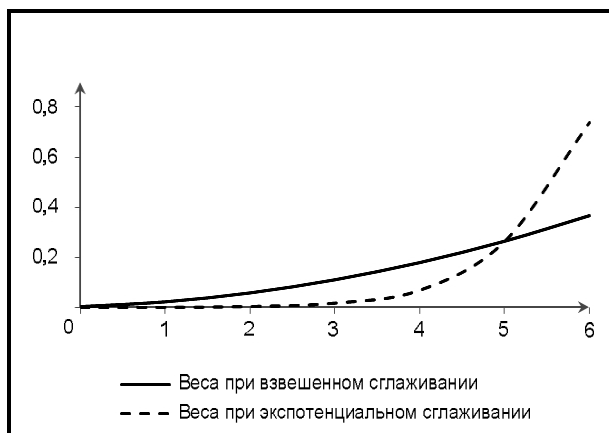


Рис. 3. Распределение весовых коэффициентов для семи уровней интервала

Рис. 3 позволяет понять недостатки экспоненциального сглаживания, на первый взгляд не очевидные. Несмотря на то, что этот метод считается методом с «бесконечной» памятью, фактически вес предшествующих наблюдений столь быстро уменьшается, что роль в расчетах играют только три-четыре предшествующих наблюдения. Метод взвешенного усреднения, например, лишен этого недостатка – вес предыдущих наблюдений «размазан» нелинейно, но достаточно равномерно. Еще одним минусом экспоненциального сглаживания является его неспособность устранять мелкие возмущения в исходных данных при любом числе повторений. Боль-

ший вес «свежих» предыдущих уровней приводит к «забыванию» предыдущей истории и ограничивает отклонения сглаженных значений от исходных.

Скользящее сглаживание на базе линейной регрессии, несмотря на высокую точность при однократном сглаживании (табл. 1), обладает недостатками предыдущего метода. При многократном повторении, вместо выявления гладких трендовых участков, оно приводит к увеличению амплитуды мелких флуктуаций (рис. 4).

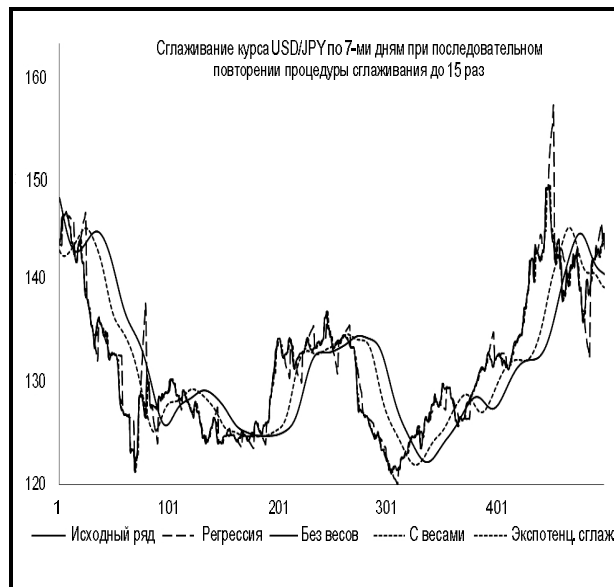


Рис. 4. Результаты сглаживания при 15-кратном повторении

На рис. 4 представлены результаты сглаживания при использовании вышеперечисленных методов при 15-кратном их повторении.

Таблица 1

РЕЗУЛЬТАТЫ ОДНОКРАТНОГО СГЛАЖИВАНИЯ ПО РАЗЛИЧНЫМ МЕТОДАМ

Показатель	Экспоненциальное сглаживание	Линейная регрессия	Сглаживание без весов	Линейные веса	Нелинейные веса
СКО	0,003	0,007	0,014	0,011	0,008
Относительная ошибка	0,14%	0,35%	0,69%	0,51%	0,38%

Таким образом, если относиться к идее сглаживания как к способу очистки ряда и выявлению определенных закономерностей, то сравнивая вышеупомянутые четыре метода, предпочтение заслуживает скользящее усреднение с весами. Если говорить о сравнении весовых коэффициентов, выбираемых на основе предлагаемого метода с другими подобными методами одностороннего усреднения, то сравнивать имеет смысл с линейными весами (информации о других методах выбора весовых коэффициентов при одностороннем сглаживании авторам найти не удалось). На рис. 5 представлены результаты однократного взвешенного сглаживания по различным методам.

Из трех рассмотренных методов наиболее точным (с точки зрения минимизации отклонений) является метод взвешенного усреднения, который обладает несколькими преимуществами при сравнении с существующими методами.

- Во-первых, это большая точность, если сравнивать его с методами скользящего усреднения.
- Во-вторых, это способность «очищать» ряд от мелких возмущений при многократном повторении процедуры (в отличие от экспоненциального сглаживания и сглаживания на базе линейной регрессии), и, главное, возможность «настраивать» процедуру выравнивания варьируя размер интервала сглаживания, тем самым, регулируя глубину рыночной памяти и, одновременно, регулируя параметр, участвующий в расчете весовых коэффициентов.



Рис. 5. Однократное одностороннее взвешенное скользящее усреднение

Следующий вопрос при выравнивании рыночных наблюдений – проблема выбора интервала сглаживания, подходы к решению которой, в основном, эмпирические.

Задачу оптимизации размера интервала сглаживания предлагается решать как двухкритериальную задачу оптимизации – т.е., с одной стороны, необходимо минимизировать отклонения сглаженных значений от реальных, с другой – минимизировать количество пересечений исходным рядом сглаженной сигнальной линии.

Если обозначить сглаженное значение при простом среднеарифметическом усреднении как:

$$S_t = \frac{1}{m} \sum_{p=0}^{m-1} y_{t-p}, \quad (3)$$

то сумма площадей треугольников под соседними усредненными значениями будет характеризовать гладкость скользящей:

$$\sum_{t=1}^n \frac{1}{2m} (y_t - y_{t-m}) = \frac{1}{2m} \left[\sum_{p=0}^{m-1} y_{n-p} - y_{p+1} \right]. \quad (4)$$

При минимизации этой суммы, которая зависит только от размера окна сглаживания, мы будем получать все более длинные серии однонаправленных движений исходных данных по сравнению со скользящей. Поскольку именно длина серий несет информационную полезность при принятии решений, минимизация последнего выражения и может быть выбрана одним из критериев оптимизации размера интервала сглаживания.

Поскольку рост размера окна будет все больше сдвигать сглаженные значения относительно исходных, размер этого сдвига необходимо ограничить, например, минимизируя размер отклонений фактических

значений от усредненных. Сумма квадратов отклонений будет равна:

$$\sum_{t=m}^n e_t^2 = \sum_{t=m}^n \left(y_t - \frac{1}{m} \sum_{p=0}^{m-1} y_{t-p} \right)^2. \quad (5)$$

С ростом m сумма квадратов будет расти, поэтому второй критерий дополняет первый в поиске наилучшего размера окна сглаживания. Ограничением в данной постановке будет требование положительности (или отрицательности) отклонений в зависимости от общей направленности динамики исходного ряда. Поскольку критерии являются взаимоисключающими, необходимо определить веса, с которыми обе обозначенные выше цели могут быть учтены при подборе размера интервала сглаживания. Таким образом, задача определения размера окна усреднения в общем виде будет выглядеть так:

$$\alpha \frac{1}{2m} \left[\sum_{p=0}^{m-1} y_{n-p} - y_{p+1} \right] + (1-\alpha) \sum_{t=m}^n \left(y_t - \frac{1}{m} \sum_{p=0}^{m-1} y_{t-p} \right)^2 \rightarrow \min, \quad (6)$$

$$\text{где } y_t - \frac{1}{m} \sum_{p=0}^{m-1} y_{t-p} \geq 0.$$

Веса для учета двух критериев окончательно рассчитываются таким образом, чтобы суммарный итоговый показатель, характеризующий качество сглаживания изменялся на исследуемом участке наблюдений от 100% в начале до 100% в конце. Именно в этом случае можно выделить экстремальные участки сформированного ряда, позволяющие сделать выводы о наилучшем размере интервала сглаживания.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Поскольку данная постановка задачи сделана для случая простого усреднения, которое на практике не эффективно, рассмотрим другие параметры, характеризующие качество сглаживания и сохраним общую идею двухкритериальной оптимизации. Проиллюстрируем логику предлагаемого подхода. В следующей таблице представлены основные результаты усреднения валютной пары USD/JPY в зависимости от размера интервала сглаживания (табл. 2).

Таблица 2

РЕЗУЛЬТАТЫ УСРЕДНЕНИЯ USD/JPY В ЗАВИСИМОСТИ ОТ РАЗМЕРА ИНТЕРВАЛА СГЛАЖИВАНИЯ

Интервал	Отклонения	Число поворотов	Сумма квадратов отклонений
2	-0,01	3441	2132,47
3	-0,02	2666	5317,46
4	-0,04	2244	8900,18
5	-0,05	1887	12708,62
6	-0,06	1642	16638,79
7	-0,07	1502	20695,86
8	-0,08	1365	24838,10
9	-0,10	1309	29056,78
10	-0,11	1178	33354,44
11	-0,12	1130	37749,43
12	-0,13	1078	42288,54
13	-0,14	1006	46935,32
14	-0,16	951	51692,67
15	-0,17	905	56557,76

Интервал	Отклонения	Число поворотов	Сумма квадратов отклонений
16	-0,18	838	61515,00
17	-0,19	828	66539,66
18	-0,20	808	71526,93
19	-0,21	784	76612,45
20	-0,23	768	81749,78
21	-0,24	758	86925,11
22	-0,25	757	92193,72
23	-0,26	748	97505,10

В табл. 2 поворотами обозначены пересечения траекторий сглаженных и фактических наблюдений. Очевидно, что два критерия оптимизации размера интервала являются взаимоисключающими, поэтому возникает вопрос выбора весовых коэффициентов для учета этих двух направлений оптимизации. На рис. 6 представлен рост суммы квадратов отклонений с ростом интервала.

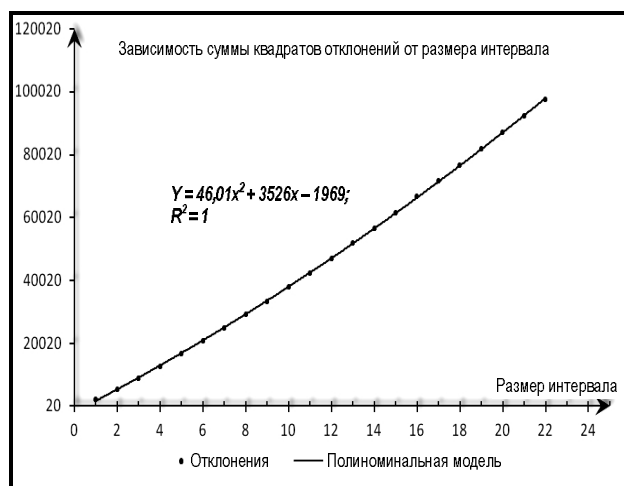


Рис. 6. Изменение суммы квадратов отклонений между фактическими и сглаженными значениями в зависимости от размера интервала сглаживания

Рис. 7 демонстрирует изменение числа точек пересечения исходного ряда со сглаженным. Поскольку пересечения означают повороты направления в динамике фактических наблюдений (наблюдения то выше, то ниже сигнальной линии), будем для простоты называть их поворотами.

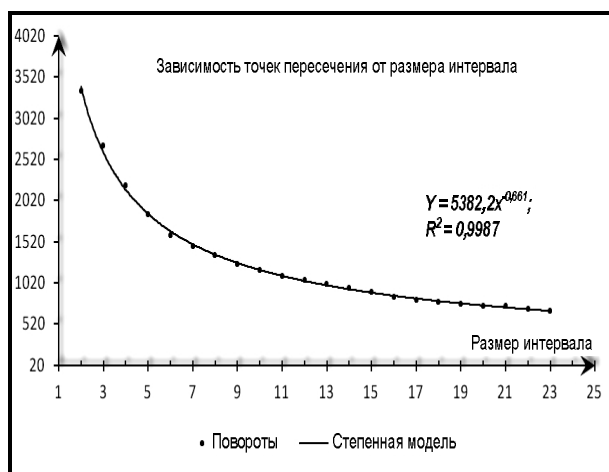


Рис. 7. Изменение количества пересечений фактических и сглаженных значений в зависимости от размера интервала сглаживания

Поскольку рост отклонений с ростом размера интервала сглаживания является постоянным, то предпочтения на практике заслуживают те размеры интервалов, с ростом которых число поворотных уровней уменьшается достаточно быстро, это интервалы до 15 дней (аналогичные результаты для такого размера окна были получены на практике с помощью других методов [4]). Учет двух критериев оптимизации размера интервала с помощью определенных весовых коэффициентов позволяет выделить границы наиболее эффективных окон сглаживания.

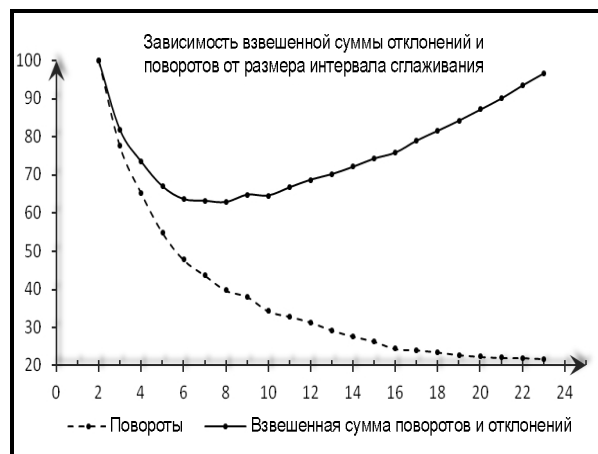


Рис. 8. Изменения взвешенной суммы отклонений и поворотов в зависимости от размера интервала сглаживания

Как следует из рис. 8, размеры интервалов, которые могут оказаться полезными на практике (демонстрирующие экстремальные значения взвешенного показателя оптимизации) располагаются в диапазоне от 6 до 13 дней, но, как указывалось выше, уменьшение числа пересечений исходных данных со сглаженными на практике гораздо полезней близости между усредненными и исходными данными, поэтому предпочтения заслуживают большие размеры интервала – т.е. 10-13 торговых дней. Подобные размеры оптимального окна получены ранее с помощью других подходов [4]. Другие рыночные инструменты демонстрируют аналогичные результаты при исследовании.

Цель данной работы заключалась в обосновании важности одновременного учета двух характеристик сглаживания, поскольку итоговый показатель может быть использован в качестве как сравнительной характеристики при различных усреднениях, так и в качестве критерия оценки наличия детерминации во временных рядах. При выявлении, в результате сглаживания, объективных закономерностей, информация о них может быть использована во многих областях: при обосновании управленческих решений, при планировании на микро и макроэкономических уровнях, при оценке ожидаемой доходности инвестиций.

Концевая Наталья Валерьевна

Литература

1. Агранович Ю.Я. и др. Метод многоугольных чисел в процедуре сглаживания временных рядов и приложения к исследованию финансовых рынков [Текст] / Ю.Я. Агранович, Н.В. Концевая, В.Л. Хацкевич // Экономика и математические методы. – 2010. – Т. 46 ; вып. 3. – С. 71-81.
2. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов [Текст] / Т. Андерсон. – М. : МИР, 1976. – 756 с.
3. Большаков А.А. Методы обработки многомерных данных и временных рядов [Текст] / А.А. Большаков, Р.Н. Каримов. – М. : Горячая линия – Телеком, 2007. – 520 с.
4. Концевая Н.В. О моделировании показателей валютного рынка и возможностях оптимизации моделей [Текст] / Н.В. Концевая // Аудит и финансовый анализ. – 2009. – №1. – С. 74-80.
5. Концевая Н.В. О методах выделения периодичности на рынке FOREX и оптимизации торговых стратегий чисел [Текст] / Н.В. Концевая, В.Л. Хацкевич // Системы управления и информационные технологии. – 2009. – №1.2(35). – С. 278-233.
6. Практические методы прикладного анализа [Текст] / К. Ланцос. – М. : Госуд. изд-во физ.-мат. лит-ры, 1961. – 524 с.

Ключевые слова

Сглаживание; весовые коэффициенты; скользящее усреднение; оптимизация; интервал усреднения; выравнивание; обработка данных.

РЕЦЕНЗИЯ

Актуальность темы обусловлена тем, что специфика финансового рынка ограничивает сферу математических методов и моделей, пригодных для качественного анализа его показателей. Временные ряды, описывающие динамику рыночных показателей, являются крайне зашумленными, поэтому применение методов статистической обработки временных рядов с целью сглаживания и оценивания наличия скрытых закономерностей становится необходимым этапом анализа динамики рыночных показателей.

Научная новизна и практическая значимость. Рецензируемая статья содержит следующие значимые с практической точки зрения авторские идеи:

- проведено сравнение эффективности сглаживания наиболее распространенных методов скользящего усреднения;
- обоснованы преимущества определенных методов и указаны недостатки других.

Предложена модель задачи двухкритериальной оптимизации интервала сглаживания. Рассмотрена поэтапная процедура оптимизации интервала сглаживания на конкретных исторических данных, причем результаты проведенного исследования подтверждают результаты, полученные ранее автором в этом направлении с помощью других методов, что, безусловно, добавляет значимость предлагаемому автором подходу к оптимизации процедур обработки временных рядов.

Заключение. Рецензируемая статья отвечает всем требованиям, предъявляемым к научным публикациям, и может быть рекомендована к опубликованию.

В.И. Тинякова, д.э.н., профессор кафедры информационных технологий и математических методов в экономике ГОУ ВПО «Воронежский государственный университет»

3.10. OPTIMIZATION OF FINANCIAL RATIO SMOOTHING TECHNIQUES

N.V. Kontsevaya, Candidate of Economic Sciences,
Associate Professor of the Department of «Economic-Mathematical Methods and Models»

*All-Russian Correspondence
Financial and Economic Institute*

The paper proves the necessity of averaging methods for market indices and determines their role. The comparative analysis of different moving-average methods for financial ratios is performed; the advantages of the

weighted average methods are shown. The statement of the two-criteria optimization problem for a smoothing period is substantiated. The most practically effective smooth boundaries are determined on basis of the actual market values. Implementations of the developing methods for market data processing are stated.

Literature

1. Y.Y. Agranovich. Method of polygonal numbers in the procedure of smoothing the time series and its application to the financial markets parameters / Yu.Ya. Agranovich, N.V. Kontsevaya, V.L. Khatskevich // *Ekonomika i matematicheskie metody*, vol. 46, 2010, issue 3, p.71-81
2. T. Anderson. The statistical analysis of time series / T. Anderson // Moscow: – Mir, 1976. –756 p.
3. A.A. **Bol'shakov**. Methods of **Processing** of Multivariate **Data** in Time Series / **Bol'shakov**, A.A. and **Karimov**, R.N. // Moscow: «Goryachaya liniya – Telekom», 2007. – 520 p.
4. N.V. Kontsevaya. About use of Latin squares in the choice of the method of preliminary processing market supervision / N.V. Kontsevaya // *Audit and financial analysis*, 2009, №1. – p. 74-80.
5. N.V. Kontsevaya. About the methods of periodicity recognition in FOREX market and trade strategies optimization / N.V. Kontsevaya, V.L. Khatskevich // *Control Systems and Information Technology*. – 2009, 1.2(35) – p. 278-233
6. **K. Lantsosh**. **Practical Methods** of Applied Analysis / **K. Lantsosh** // Moscow: Fizmatgiz, 1961. – 524 p.

Keywords

Smoothing; weight factors; moving averaging; optimization; smoothing period; alignment, data processing.