



ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

И. С. Светуных, С. Г. Светуных

МЕТОДЫ СОЦИАЛЬНО- ЭКОНОМИЧЕСКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТОМ 2 МОДЕЛИ И МЕТОДЫ

**УЧЕБНИК И ПРАКТИКУМ
ДЛЯ АКАДЕМИЧЕСКОГО БАКАЛАВРИАТА**

Рекомендовано Учебно-методическим отделом высшего образования в качестве учебника для студентов высших учебных заведений, обучающихся по экономическим направлениям и специальностям

**Книга доступна в электронной библиотечной системе
biblio-online.ru**

Москва ■ Юрайт ■ 2015

УДК 33(075.8)

ББК 65я73

С24

Авторы:

Светульников Иван Сергеевич — кандидат экономических наук, докторант Ланкастерского центра прогнозирования, преподаватель Школы менеджмента Ланкастерского университета;

Светульников Сергей Геннадьевич — профессор, доктор экономических наук, профессор кафедры менеджмента Департамента менеджмента Санкт-Петербургской школы экономики и менеджмента Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» — Санкт-Петербург.

Рецензенты:

Торопцев Е. Л. — доктор экономических наук, профессор Северо-Кавказского федерального университета;

Иванов Е. Е. — кандидат технических наук, профессор Санкт-Петербургского государственного экономического университета.

Светульников, И. С.

С24

Методы социально-экономического прогнозирования. В 2 т. Т. 2. Модели и методы : учебник и практикум для академического бакалавриата / И. С. Светульников, С. Г. Светульников. — М. : Издательство Юрайт, 2015. — 447 с. — Серия : Бакалавр. Академический курс.

ISBN 978-5-9916-4904-9 (т. 2)

ISBN 978-5-9916-4905-6

В учебнике рассмотрены современные методы и модели социально-экономического прогнозирования, чаще всего используемые на практике. Существенная часть экономических решений нацелена на получение результатов в будущем, поэтому для принятия верного управленческого решения необходимо грамотное социально-экономическое прогнозирование, невозможное без знания соответствующих методов и моделей. В связи с этим обязательным условием подготовки высококвалифицированного экономиста и менеджера является изучение им дисциплины «Методы социально-экономического прогнозирования».

Второй том учебника содержит информацию об основных методах и моделях, используемых сегодня при социально-экономическом прогнозировании. Последовательно приводятся методы и модели краткосрочного, среднесрочного и долгосрочного прогнозирования как с помощью простых моделей трендов, так и с помощью факторных моделей. В отдельные группы выделяются методы и модели прогнозирования эволюционных процессов социально-экономической динамики.

Соответствует актуальным требованиям Федерального государственного образовательного стандарта высшего образования.

Для студентов академического бакалавриата, но может быть полезна магистрантам, аспирантам и докторантам, а также практикующим специалистам, занимающимся прогнозированием социально-экономических процессов.

УДК 33(075.8)

ББК 65я73

ISBN 978-5-9916-4904-9 (т. 2)

ISBN 978-5-9916-4905-6

© Светульников И. С., Светульников С. Г., 2014

© ООО «Издательство Юрайт», 2015

Оглавление

Введение	7
Глава 5. Прогнозирование социально-экономических тенденций	9
5.1. Изучение структуры временных рядов и выявление вида тенденций.....	9
5.1.1. Выявление тенденций в ряде данных с помощью скользящих средних	11
5.1.2. Выявление тенденций с помощью локальных полиномиальных регрессий (LOESS).....	17
5.1.3. Изучение структуры временных рядов.....	25
5.2. Простейшие методы прогнозирования.....	29
5.2.1. Средняя величина.....	29
5.2.2. Naïve	31
5.2.3. Сезонный Naïve	32
5.2.4. Метод дрейфа.....	33
5.2.5. Метод средних точек	35
5.2.6. Преимущества и недостатки простейших методов прогнозирования.....	41
5.3. Модели трендов	42
5.3.1. Линейный тренд.....	43
5.3.2. Параболический тренд.....	44
5.3.3. Показательный тренд	46
5.3.4. Гиперболический тренд.....	48
5.3.5. Логарифмический тренд	49
5.3.6. Степенной тренд	49
5.3.7. Пример прогнозирования с использованием моделей трендов	51
5.3.8. Преимущества и недостатки моделей трендов.....	56
<i>Практикум</i>	57

Глава 6. Сезонная декомпозиция и тренд-сезонные модели	59
6.1. Виды сезонности.....	59
6.2. Выявление сезонности	64
6.3. Классическая декомпозиция	69
6.4. Декомпозиция «X-12»	75
6.5. Декомпозиция временного ряда с помощью LOESS.....	86
6.6. Моделирование сезонных колебаний с использованием фиктивных переменных	92
6.7. Прогнозирование с помощью тренд-сезонных моделей	97
<i>Практикум</i>	104
Глава 7. Экспоненциальное сглаживание	107
7.1. Модель простого экспоненциального сглаживания	109
7.2. Стартовые значения в модели Брауна	127
7.3. Простейшие модификации модели Брауна	140
7.3.1. Простое экспоненциальное сглаживание с дрейфом.....	140
7.3.2. Модель адаптации к приростам.....	142
7.3.3. Модель экспоненциального сглаживания сезонных уровней	145
7.4. Подход пространства состояний.....	148
7.5. Модель Хольта и ее варианты.....	163
7.6. Модель Хольта – Уинтерса и ее варианты	171
7.7. Автоматизация моделей экспоненциального сглаживания	177
<i>Практикум</i>	182
Глава 8. Модели авторегрессии и скользящего среднего	185
8.1. Описание стационарного временного ряда авторегрессией и скользящей средней.....	187
8.2. Нестационарность, методы идентификации и устранения	197
8.2.1. Условие стационарности в моделях ARMA.....	198
8.2.2. Нестационарные процессы и приведение их к стационарному виду	201
8.2.3. Идентификация нестационарности	206
8.3. Определение порядка модели авторегрессии со скользящей средней	221
8.4. Учет сезонности в моделях авторегрессии.....	233

8.5. Связь между ARIMA и экспоненциальным сглаживанием	242
8.6. Преимущества и недостатки моделей ARIMA.....	246
<i>Практикум</i>	250
Глава 9. Построение интервальных прогнозов	252
9.1. Параметрические методы построения интервальных прогнозов.....	254
9.1.1. Простейшие методы.....	257
9.1.2. Тренды и тренд-сезонные модели.....	262
9.1.3. Модели экспоненциального сглаживания.....	265
9.1.4. Модели авторегрессии	271
9.2. Непараметрические и полупараметрические методы построения интервальных прогнозов	278
9.2.1. Метод Монте-Карло	278
9.2.2. Построение интервальных прогнозов на основе неравенства Чебышева.....	282
<i>Практикум</i>	288
Глава 10. Альтернативные методы оценки коэффициентов прогнозных моделей.....	290
10.1. Метод наименьших квадратов с дисконтированием	291
10.2. Общая схема оценивания прогнозных моделей z -множителями	303
<i>Практикум</i>	323
Глава 11. Метод неравномерного сглаживания	328
11.1. Метод стохастической аппроксимации и его модификация.....	328
11.2. Коэффициент демпфирования колебаний и границы фильтра.....	354
11.2.1. Методы задания границ фильтра.....	354
11.2.2. Методы задания параметра демпфирования колебаний	360
11.3. Адаптация нелинейных моделей методом неравномерного сглаживания	370
<i>Практикум</i>	382
Глава 12. Модели прогнозирования макрэкономической динамики	384
12.1. Прогнозирование с использованием производственных функций	385

12.2. Теория Дж. М. Кейнса и базирующиеся на ней модели	403
12.3. Модель Солоу и ее развитие для задач прогнозирования	411
12.4. Имитационные динамические модели	421
<i>Практикум</i>	440
Заключение	442
Рекомендуемая литература	445

Введение

В предыдущем томе мы рассмотрели общетеоретические вопросы социально-экономического прогнозирования и обратились к базовым эконометрическим методам, позволяющим моделировать и прогнозировать различные зависимости между показателями. Без этих знаний перейти к практическому прогнозированию крайне затруднительно. Очевидно, что арсенал методов социально-экономического прогнозирования не ограничивается только инструментарием корреляционного и регрессионного анализа, а также применением элементарных статистических методов. Кроме того, рассмотренные нами в первом томе методы и модели предназначены в основном для применения их в обратимых процессах. В реальности в экономике чаще встречаются необратимые процессы, в которых использование статистических методов не всегда дает адекватные результаты. В этих условиях нужно уметь анализировать динамику прогнозируемого показателя, понимать, что собой представляет эта динамика, и подбирать подходящую прогнозную модель.

Ряд исследований в области прогнозирования показал, что использование сложных, статистически обоснованных методов необязательно ведет к увеличению в точности прогнозов. Так, например, в ходе соревнования МЗ¹ в 2000 г. наиболее точной оказалась модель «Theta», не имеющая на тот момент никакого статистического обоснования. В то же время модели авторегрессий, считающиеся статистически обоснованными, оказались недостаточно точными. В похожем исследовании по туристическим данным² регрессионные модели оказались самыми неточными прогнозными моделями (уступив моде-

¹ *Makridakis S., Hibon M.* The M3 – competition: Results, conclusions and implications // International Journal of Forecasting. 2000. № 16. P. 451–476.

² *Athanasopoulos George, Hyndman Rob J., Song Haiyan, Wu Doris C.* The tourism forecasting competition // International Journal of Forecasting. 2011. № 27. P. 822–844.

лям экспоненциального сглаживания и авторегрессий). Эти результаты, конечно, не говорят о принципиальной неприменимости методов регрессионно-корреляционного анализа в прогнозировании экономики, однако они свидетельствуют о том, что практикующий прогнозист должен иметь в своем распоряжении значительно больший инструментарий методов и моделей прогнозирования, чем предлагает ему математическая статистика. Именно поэтому в области прогнозирования социально-экономических процессов и разработан ряд специфических методов и моделей

Во втором томе учебника мы обращаемся к моделям и методам прогнозирования тенденций, а также к более продвинутым методам построения моделей, учитывающим свойство необратимости экономических процессов, в том числе и эволюционный характер динамики.

Глава 5

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ТЕНДЕНЦИЙ

В результате освоения данной главы студент должен:

знать

- понятия «тенденция» и «тренд»;
- основные понятия, методы и инструменты количественного и качественного анализа тенденций социально-экономических процессов;

уметь

- выявлять тип тенденции и подобрать модель тренда;
- оценивать коэффициенты модели тренда и использовать их для прогнозирования;
- оценивать доверительные границы моделей трендов;

владеть

- методами и методиками анализа структуры временных рядов;
 - простыми методами прогнозирования тенденций.
-

5.1. Изучение структуры временных рядов и выявление вида тенденций

Стандартный подход к анализу временных рядов и прогнозированию, чаще всего имеющий место на практике, опирается на априорном предположении о том, что процесс, с которым сталкивается аналитик, генерируется с помощью какой-нибудь математической модели. Например¹:

$$y_t = \xi_t + \varepsilon_t, \quad (5.1)$$

здесь y_t — значение показателя в момент времени t ; ξ_t — некоторая детерминированная функция; ε_t — случайная компонента. Стандартные предположения, накладываемые

¹ Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов : учеб. пособие. М. : Финансы и статистика, 2003. С. 19.

на случайную компоненту, заключаются в том, что она распределена нормально с нулевым математическим ожиданием и некоторой постоянной во времени дисперсией:

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2). \quad (5.2)$$

Также считается, что компонента не должна коррелировать с элементами детерминированной функции (условие отсутствия эндогенности) и с компонентами на других наблюдениях (отсутствие автокорреляции).

Все эти предположения позволяют в итоге использовать стандартный подход: определить детерминированную функцию ξ_t , что позволит дать прогноз показателя y_t и построить прогнозные доверительные интервалы.

Очевидно, что никакой социально-экономический процесс не генерируется в соответствии с какой бы то ни было математической функцией — экономическая практика сложна и многообразна, на любое явление оказывает влияние множество различных факторов, а подобное допущение о «генерации по некоторому принципу» слишком грубо и некорректно. В реальности мы можем лишь говорить о том, что мы пытаемся описать то или иное явление или процесс с помощью некоторой математической функции, и предполагаем, что выбранная нами модель позволит описать его лучше всех остальных моделей. Именно этот смысл и вкладывается в предположение о том, что «исследуемый показатель генерируется в соответствии с функцией (5.1)».

Допущения относительно случайной компоненты обычно служат некоторым индикатором достижения цели исследователем. Так, если ему удалось построить модель, остатки которой распределены нормально с постоянной дисперсией и не коррелируют друг с другом при временных сдвигах, то это обычно указывает на точность подбора детерминированной функции ξ_t . Проверка остатков на соответствие этим предположениям на практике обычно сводится к проверке статистических гипотез, относительно которых, впрочем, никогда нельзя сделать однозначного вывода. Проверка гипотез сводится к решению аналитиком вопроса о том, есть ли в имеющихся в его распоряжении данных основания отклонить нулевую гипотезу или же их нет (см. параграф 3.4). Конечно же, принятое в итоге решение ни в коей мере не указывает на наличие или отсутствие автокорреляции, гетероскедастичности и нормальности распределения остатков, а лишь

служит индикатором того, стоит ли остановиться на выбранной модели или же имеет смысл подобрать модель получше.

На практике исследователю для прогнозирования зачастую достаточно получить симметрично распределенные остатки¹, что говорит о том, что у модели нет систематических завышений либо занижений. Исследования, проводившиеся С. Макридакисом, показали, что модели с ненормально распределенными остатками и автокорреляцией могут давать прогноз не хуже моделей с нормально распределенными остатками и без автокорреляции². Дело в том, что реальность значительно сложнее и менее предсказуема, чем это представляется в статистических и эконометрических книгах, что использование сложных статистических моделей не всегда ведет к увеличению точности прогнозов³.

Итак, можно утверждать, что для корректного моделирования и прогнозирования экономических процессов необходимо описать тот или иной процесс с помощью некоторой математической модели (а возможно, и с помощью нескольких моделей), остатки ε_t которой должны быть распределены хотя бы симметрично.

Однако для того, чтобы более точно определить, какую именно математическую модель использовать вместо ξ_t , нужно предварительно либо уменьшить ошибку ε_t , либо вовсе избавиться от нее.

5.1.1. Выявление тенденций в ряде данных с помощью скользящих средних

Стандартный подход к уменьшению случайных ошибок подразумевает сглаживание исходного ряда данных⁴ с помощью «скользящих средних». Наиболее распространенные из них — это простая скользящая средняя (Simple Moving Average (SMA)) и «экспоненциально-взвешенная скользящая средняя» (Exponentially Weighted Moving Average (EWMA)). Рассмотрим эти инструменты подробнее.

¹ Семенычев В. К., Семенычев Е. В. Параметрическая идентификация рядов динамики: структуры, модели, эволюция. Самара : Изд-во СамНЦ РАН, 2011.

² Makridakis S. The art and science of forecasting: An assessment and future directions // International Journal of Forecasting. 1986. № 2. P. 15–39.

³ Makridakis S., Hibon M. The M3 — competition: Results, conclusions and implications // International Journal of Forecasting. 2000. № 16. P. 451–476.

⁴ Chatfield C. The Analysis of Time Series. An introduction. Chapman & Hall/CRC, 1995. P. 13.

Простая скользящая средняя рассчитывается по следующей формуле:

$$SMA(n): \bar{y}_{t,n} = \frac{1}{n} \sum_{j=t+1}^{t+n} y_j, \quad (5.3)$$

здесь y_j — фактическое значение показателя на наблюдении j ; n — число наблюдений, по которому считается скользящая средняя, которое так же можно назвать «шириной окна». Эта величина при сглаживании определяется самим исследователем. Чем больше n , тем более сглаженным будет ряд, что может привести к элиминированию не только «шумов», но и важных элементов исходного ряда.

Как видим, в результате применения формулы (5.3) в распоряжении исследователя оказывается ряд данных, состоящий из $T - n + 1$ наблюдений. Его можно нанести на график вместе с фактическими значениями для того, чтобы получить представление о том, какие тенденции есть в ряде данных.

Обычно при сглаживании используется нечетное число наблюдений для того, чтобы получить симметрию: в скользящей средней порядка $m = 2k + 1$ используется k наблюдений с начала и k наблюдений с конца окна. В результате этого сглаженный ряд оказывается короче исходного ряда на $2k$ наблюдения.

На рис. 5.1 показаны сгенерированный нами ряд данных и простая скользящая средняя третьего порядка, построенная по нему.

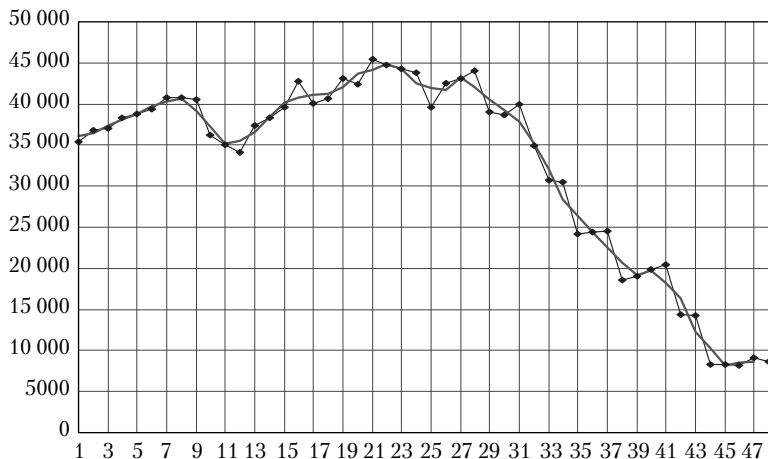


Рис. 5.1. Условный ряд данных (сплошная линия с точками) и $SMA(3)$ (сплошная линия), построенная по ряду

Как видим, простая скользящая средняя такого порядка уже позволяет уменьшить влияние случайных отклонений в ряде данных и определить некоторую наметившуюся тенденцию на последних наблюдениях.

Применение простой скользящей средней более высокого порядка еще сильнее сглаживает ряд данных (рис. 5.2).

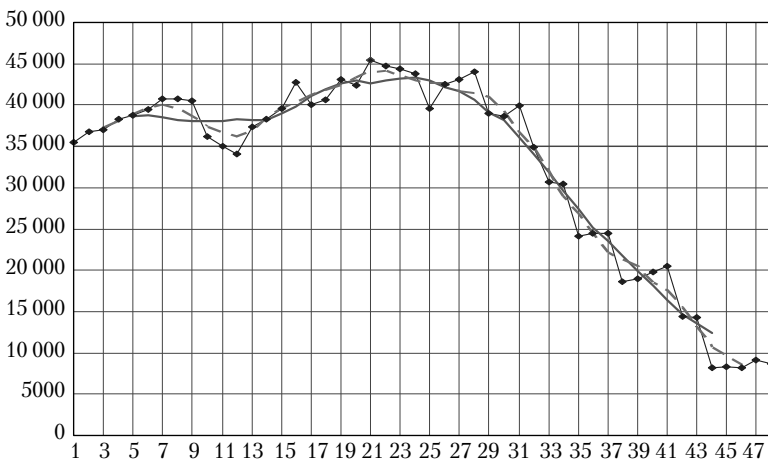


Рис. 5.2. Условный ряд данных (сплошная линия с точками), SMA(5) (пунктирная линия) и SMA(9) (сплошная линия), построенные по ряду

Как можем заметить, если простая скользящая средняя пятого порядка еще отклоняется в некоторых частях ряда, реагируя на временные изменения в тенденциях (как это, например, произошло на 36–41-м наблюдениях), то простая скользящая средняя девятого порядка уже становится совсем нечувствительна к этим изменениям и демонстрирует плавную тенденцию к снижению к концу исходного ряда данных.

Получение такого сглаженного ряда данных позволяет исследователю понять, чего можно ожидать в будущем, и принять решение о том, какую модель лучше использовать для описания и прогнозирования наблюдаемых тенденций. Стоит, однако, заметить, что использование простых скользящих средних слишком высокого порядка может исказить картину из-за уничтожения помимо случайных отклонений еще и важных элементов исходного ряда, которые прогнозисту стоило бы учесть. Например, сглаживание ряда, использованного нами в предыдущем примере, убирает

важную информацию о возможном изменении тенденций на последних наблюдениях (с 44-го по 48-й), что может привести к некорректному прогнозу как в краткосрочной, так и в среднесрочной перспективе.

По поводу определения порядка используемых простых скользящих средних четких указаний не существует, имеются лишь некоторые общие рекомендации. Так, в случае, если ряд данных стационарен (не имеет явных тенденций к росту), советуют использовать простые скользящие средние высоких порядков, что позволит с большей вероятностью избавиться от случайных отклонений. Если же ряд нестационарен, стоит использовать простые скользящие средние более низких порядков, так как такие модели обладают более быстрой реакцией на возможные появления новых тенденций¹.

Если скользящая средняя строится по четному числу наблюдений для сохранения «центрирования», рекомендуется включать на один элемент больше и крайним значениям задавать веса в половину весов остальных элементов. Например, для расчета $SMA(4)$ можно воспользоваться формулой²

$$SMA(4): \bar{y}_{t,4} = \frac{\frac{1}{2}y_{t-2} + y_{t-1} + y_t + y_{t+1} + \frac{1}{2}y_{t+2}}{4}. \quad (5.4)$$

Экспоненциально взвешенная скользящая средняя, упомянутая нами ранее, рассчитывается по формуле

$$\bar{y}_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) \bar{y}_{t-1}, \quad (5.5)$$

где y_t — фактическое значение ряда на наблюдении t ; \bar{y}_t — расчетное значение по скользящей средней на наблюдении t ; α — постоянная сглаживания, коэффициент, который характеризует степень отсева шумов и для целей сглаживания выбирается из промежутка $(0; 1)$. Чем ближе значение α к нулю, тем сильнее происходит сглаживание исходного ряда данных. При значениях α , близких к 1, модель сильнее реагирует на случайные отклонения, при этом так же быстрее реагируя на систематические изменения в ряде дан-

¹ *Brown Robert Goodell*. Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series. Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1963. P. 99.

² *Chatfield C.* The Analysis of Time Series. An introduction. Chapman & Hall/CRC, 1995. P. 18.

ных. Для получения именно сглаженного ряда обычно используют более узкий предел от 0,1 до 0,3¹.

Стоит обратить внимание на то, что в данном параграфе мы рассматриваем модель (5.5) лишь как инструмент для сглаживания исходного ряда данных. Среди инструментов прогнозирования существует модель под названием «модель экспоненциального сглаживания», или «модель Брауна», которая математически очень похожа на модель (5.5), но используется в других целях, а потому и обладает несколько иными свойствами. Такая модель будет рассмотрена подробнее в гл. 7. Пока же мы говорим лишь об инструменте предварительной обработки ряда данных.

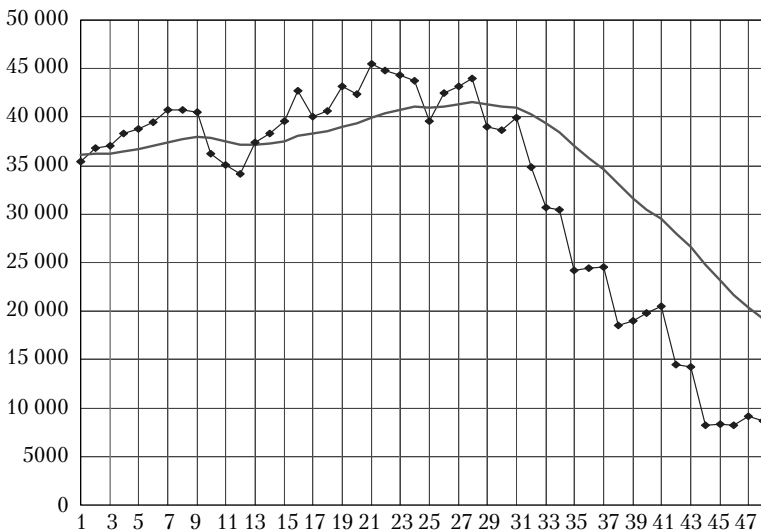


Рис. 5.3. Условный ряд данных (сплошная линия с точками) и ряд, сглаженный моделью EWMA с $\alpha = 0,1$ (сплошная линия)

Модель (5.5) для сглаживания ряда данных требует задания стартового значения \bar{y}_0 . Один из самых простых вариантов задания этого значения — простая скользящая средняя 3–5-го порядка по первым наблюдениям².

¹ Gardner E. S. Exponential smoothing: the state of the art // Journal of Forecasting. 1985. № 4. P. 1–28.

² Brown Robert Goodell. Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time Series. P. 100.

На рис. 5.3 показан тот же ряд, что был использован нами ранее, но уже сглаженный с помощью модели $EWMA$ с $\alpha = 0,1$. Как видим, при таком малом значении параметра сглаживание происходит слишком медленно и ряд значительно отстает от исходного. Впрочем, это легко объяснимо тем, что мы в нашем примере пытаемся сгладить нестационарный ряд, в то время как модель предназначена для сглаживания стационарных рядов данных.

Другой пример сглаживания с помощью $EWMA$ представлен на рис. 5.4. Ряд данных, использовавшийся для примера, — это ряд № 69 из базы временных рядов МЗ. Можно заметить, что ряд близок к стационарному, поэтому с его сглаживанием справились как $EWMA$ с $\alpha = 0,1$, так и $EWMA$ с $\alpha = 0,2$ и $\alpha = 0,3$. Отметим, что модель экспоненциально взвешенного скользящего среднего с $\alpha = 0,3$ сильнее остальных отреагировала на незначительные изменения, происходившие в исходном ряде данных.

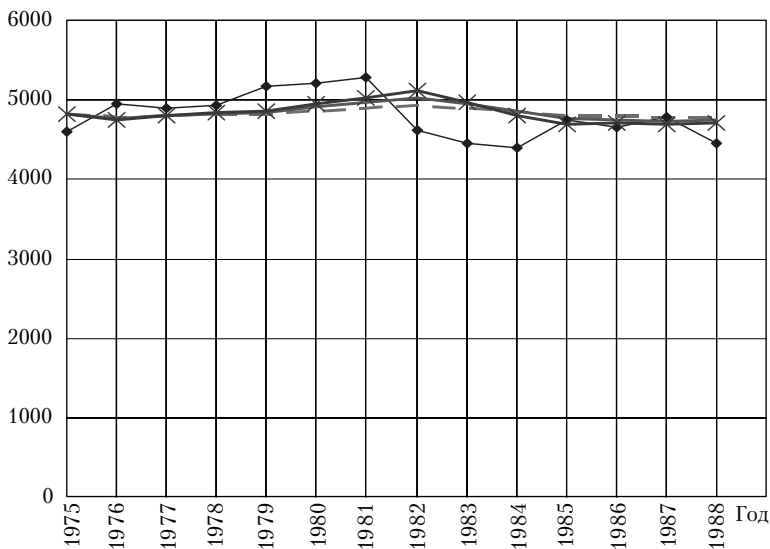


Рис. 5.4. Ряд данных № 69 из базы рядов МЗ (сплошная линия с точками) и ряды, сглаженные моделью $EWMA$ с $\alpha = 0,1$ (пунктирная линия), $\alpha = 0,2$ (сплошная линия) и $\alpha = 0,3$ (сплошная линия с крестиками)

Помимо рассмотренных нами моделей простой и экспоненциально взвешенной скользящих средних, существуют и другие модели, использующиеся для сглаживания исходного ряда (например, модель линейно взвешенной скользя-