

## ОБ АЛГОРИТМЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМА ПРОДАЖ, РАЗРАБОТАННОМ КОШЕЧКИНЫМ С.А.<sup>1</sup>

*Бондаренко А.В.,  
специалист-аналитик по исследованию товарного рынка ООО «УБС»,  
магистрант кафедры «Прикладная экономика»  
Донецкого национального университета*

Столкнувшись с методикой, предложенной Кошечкиным С.А., был крайне признателен автору, поскольку аналогичных материалов не так уж и много. Особенно интересно было изучение сезонных колебаний автором статьи, т.к. предприятие, работником которого я являюсь, продает самый что ни на есть сезонный товар — строительные материалы.

Методики простого и в то же время адекватного прогнозирования на сегодняшний день действительно недостаточно освещены в научных материалах. Одни просты до такой степени, что моделируют ситуацию, крайне далекую от реальной. А другие настолько сложны, что период их применения и сбора необходимой информации значительно превышает все установленные начальством сроки.

Методика, предложенная Кошечкиным С.А., сочетает в себе и простоту, и адекватность анализа. Особенно важно отметить актуальность работы в MS Excel, как наиболее доступном и простом для понимания программном продукте.

Однако изучение алгоритма автора и внедрение его в работе предприятия выявило некоторые недоработки. О них и пойдет речь в данной статье.

Пропустим вступление об аддитивных и мультипликативных моделях, т.к. оно представляет теоретическую базу, с которой можно ознакомиться в самой статье, и начнем с анализа алгоритма прогнозирования объемов продаж. Проанализировав данный алгоритм, в первой части статьи предложим его доработанный вариант.

Во второй части статьи рассмотрим доработанный алгоритм на примере, который представил Кошечкин С.А.

**1. Определение тренда.** Первым шагом в построении модели является выбор линии тренда. Автор утверждает, что выбор полиномиальной линии тренда дает наиболее точную модель, опираясь на коэффициент детерминации как на критерий оценки всей модели в целом. Однако он пропускает тот факт, что точность модели зависит не только от ошибок моделирования тренда, но и от ошибок моделирования сезонных колебаний. Другими словами, модель  $F = T + S + E$  ( $F$  — значения модели,  $T$  — значения линии тренда,  $S$  — значения сезонной компоненты,  $E$  — величина ошибок) зависит от двух ключевых параметров —  $T$  и  $S$ , а не только от  $T$ , как утверждает автор. Параметр  $E$  определяет доверительный интервал модели и дает возможность анализировать точность построенной модели.

---

<sup>1</sup> См. Кошечкин С.А. Алгоритм прогнозирования объема продаж в MS Excel // Маркетинг в России и за рубежом. — 2001. — № 5.

Выбор наиболее точной линии тренда ( $T$ ) с высоким коэффициентом детерминации не является достаточным условием построения оптимальной модели. При росте коэффициента детерминации уменьшается ошибка тренда, но не модели в целом. Таким образом, автор отсекает альтернативные модели, утверждая, что они заранее менее точны, опираясь при этом на данные анализа одного параметра всей модели — тренда ( $T$ ).

**2. Определение величин сезонной компоненты.** Необходимо учитывать также ошибки сезонных колебаний ( $S$ ), которые характеризуются суммой средних величин сезонной компоненты. Чем дальше от нуля значение суммы колебаний сезонной компоненты, тем больше ошибка параметра  $S$ . Кстати говоря, автор сообщает о том, что перечень товаров, относящихся к сезонным, достаточно велик, но не рассказывает о том, как определить, относится ли товар, продаваемый предприятием, к сезонному.

Таким образом, выбирая линию тренда, характеризующую общую тенденцию развития изучаемого явления, необходимо также рассчитывать сезонную компоненту ( $S$ ) и смотреть, насколько сильно сумма средних значений  $S$  отклоняется от 0. Если эта величина близка к 0, то можно утверждать, что продажи действительно имеют сезонный характер и товар, следовательно, можно называть сезонным.

Следующим упущением автора является отсутствие изучения периода сезонных колебаний. С одной стороны — специалисты сами знают, когда продажи начинают расти, а когда падать, но с другой — не у всех товаров сезонные колебания явно выражены. Кроме того, мнение эксперта еще точнее и убедительнее, когда оно подтверждено конкретными данными.

Итак, если мы уже определили, что в модели существует сезонность (сумма значений  $S$  близка к 0), то период сезонности рассчитывается как средняя арифметическая между количеством отрицательных и положительных значений сезонной компоненты.

**3. Расчет ошибок модели.** Изучив поведение сезонной компоненты, можно переходить к следующему этапу моделирования — расчету ошибок построенной модели. Ошибки рассчитываются по формуле:

$$E = F - T - S,$$

при этом вместо значений  $F$  подставляются фактические значения объемов продаж.

После нахождения среднеквадратической ошибки модели мы можем делать вывод о точности модели в целом.

**4. Построение прогноза.** Когда мы определили достаточно точную модель, мы можем перейти на этап прогнозирования, который также описан автором не полностью.

Ведь в статье была поставлена задача «составить прогноз продаж продукции на следующий год по месяцам». А результат, полученный после прогнозирования, характеризуется одним числом. Следовательно, задача, поставленная самим автором, не решена в полном объеме.

Существует также ряд неясностей в ходе дальнейшего прогнозирования:

1. Почему взяты данные за январь ( $F_{\phi, t-1} = 2361$ ), тогда как оба исследуемых периода начинаются с июля.
2. Как и кем определяется константа сглаживания  $a$ . Ведь экспертом, работающим над данной проблемой, является сам автор. Следовательно, необходим инструментарий определения данной величины.
3. Почему не описан инструментарий получения данных доверительного интервала ( $\pm 7,8$  (руб.)).
4. Какие «все возможные сценарии прогноза» автор имеет в виду: те, которые зависят от константы сглаживания, или те, которые определяются альтернативными моделями.

Таким образом, автором допущены ошибки использования собственного алгоритма. Эти ошибки позволяют сделать вывод о его несовершенстве или о недостаточной конкретизации самого алгоритма. При этом следует учесть, что основная идея алгоритма, методики и последовательность действий, выбранные автором, абсолютно верны. Следовательно, доработки требует только алгоритм.

С учетом описанных выше недостатков можно предположить, что алгоритм должен иметь следующий вид (табл. 1):

Таблица 1

## Алгоритм прогнозирования объемов продаж

№ п/п	Рассчитываемые показатели	Критерий оценки	Значение, к которому стремится критерий оценки
<b>1. Построение модели <math>F = T + S + E</math></b>			
1.1	Определение трендов, для построения альтернативных моделей (T1, T2, T3 ...)	Количество	Чем больше, тем правильнее будет выбор
1.2	Определение уравнений линий трендов (вид, который принимает T1, T2, T3 ..., в зависимости от величин объема продаж)	Коэффициент детерминации	1,00
1.3	Определение метода расчета сезонной компоненты (в нашем случае это расчет средней арифметической)	Наличие данных	Максимальное количество наблюдаемых периодов (минимум = 2)
1.4	Определение величин сезонной компоненты (S)	Сумма средних значений колебаний	0,00
1.5	Определение ошибок модели (E)	СКО (среднеквадратическое отклонение) для каждого периода	0,00
1.6	Определение точности всей модели	$[1 - \text{СКО для всей модели}] * 100\%$	100,00%
1.7	Определение доверительного интервала модели	$(F * [1 - \text{СКО}]; F * [1 + \text{СКО}])$	0,00%
<b>2. Построение прогноза</b>			
2.1	Определение прогнозных значений	Фактическое значение будущего периода	Фактическое значение будущего периода (проверка будет осуществлена только по достижении периода)
2.2	Определение константы сглаживания		
2.3	Корректировка прогнозных значений с использованием экспоненциального сглаживания		

Из таблицы 1 видно, что алгоритм не претерпел существенных изменений. Методики, используемые автором в статье, остаются теми же, следовательно, процессуально алгоритм не был усложнен. Однако произведена конкретизация:

- ♦ разбивка на этапы моделирования и прогнозирования;
- ♦ детализация каждого из этапов;
- ♦ определение критериев оценки каждого из этапов;
- ♦ определение критических значений критериев оценки. То есть чем ближе показатель к величине, указанной в последнем столбце, тем вернее будет модель и прогноз.

С учетом проведенных изменений алгоритма попробуем использовать его на примере, предоставленном Кошечкиным С.А.

### ПРИМЕР

*Исходные данные:* объёмы реализации продукции за два сезона. В качестве исходной информации для прогнозирования была использована информация об объёмах сбыта мороженого «Пломбир» одной из фирм в Нижнем Новгороде. Данная статистика характеризуется тем, что значения объёма продаж имеют выраженный сезонный характер с возрастающим трендом. Исходная информация представлена в таблице 2.

Таблица 2

#### Фактические объёмы реализации продукции

№ п/п	Месяц	Объем продаж (руб.)	№ п/п	Месяц	Объем продаж (руб.)
1	июль	8174,40	13	июль	8991,84
2	август	5078,33	14	август	5586,16
3	сентябрь	4507,20	15	сентябрь	4957,92
4	октябрь	2257,19	16	октябрь	2482,91
5	ноябрь	3400,69	17	ноябрь	3740,76
6	декабрь	2968,71	18	декабрь	3265,58
7	январь	2147,14	19	январь	2361,85
8	февраль	1325,56	20	февраль	1458,12
9	март	2290,95	21	март	2520,05
10	апрель	2953,34	22	апрель	3248,67
11	май	4216,28	23	май	4637,91
12	июнь	8227,569	24	июнь	9050,3264

**Задача:** составить прогноз продаж продукции на следующий год по месяцам.

Воспользуемся алгоритмом, описанным в таблице 1.

#### 1. Построение модели

Создадим модели, описывающие продажи мороженого.

Количество создаваемых моделей определяется методом подбора. При этом следует учитывать, что большее количество построенных моделей даст возможность выбрать наиболее точную модель, описывающую продажи продукции.

1.1. Изначально нам не известно, какое из уравнений трендов даст наилучший результат, поэтому на данном этапе моделирования целесообразнее всего использовать все линии тренда, которые может строить программный продукт *MS Excel*:

- ♦ линейный тренд;
- ♦ логарифмический тренд;
- ♦ полиномиальный тренд (возьмем 6-ю степень, чтобы увидеть ошибки, допущенные ранее);
- ♦ степенной тренд;
- ♦ экспоненциальный тренд.

Для простоты и большей наглядности данного примера, а также отражения сути предложенного алгоритма ограничимся выбором трех линий тренда. Заранее отметим,

что линии тренда выбраны случайным образом. Полиномиальный и линейный тренд выбраны, т.к. Кошечкин С.А. отдал предпочтение полиному, выбирая между линейным и полиномиальным трендом. И еще один тренд взят на личное усмотрение — логарифмический тренд.

Объемы продаж

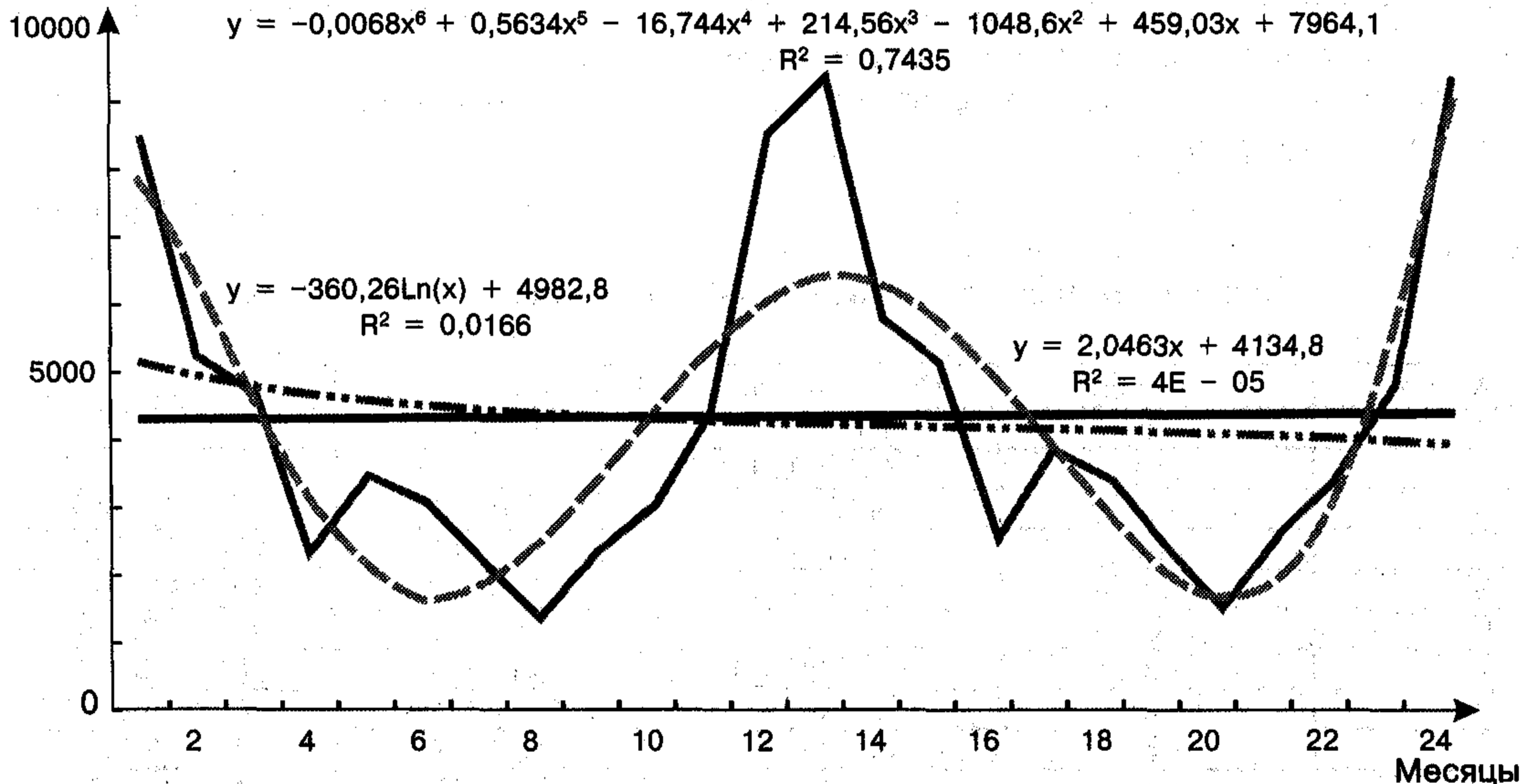


Рис. 1. Выбранные линии тренда

Таблица 3

Уравнение полиномиальной линии тренда в формате MS Excel

	A	B	C	D	E	F	G
	Мес.п.	Месяц	Объем продаж (руб.)		Полином тренд	Линейн Тренд	Логарифм тренд
1							
2	1	июль	8174,4		=-0,0068*	4136,8463	4982,8
3	2	август	5078,33		A2^6+	4138,8926	4733,086797
4	3	сентябрь	4507,2		0,5634*A2^	4140,9389	4587,013937
5	4	октябрь	2257,19		5-16,744*	4142,9852	4483,373593
6	5	ноябрь	3400,69		A2^4+	4145,0315	4402,983898
7	6	декабрь	2968,71		214,56*A2^	4147,0778	4337,300734
8	7	январь	2147,14		3-1048,6*	4149,1241	4281,76641
9	8	февраль	1325,56		A2^2+	4151,1704	4233,66039
10	9	март	2290,95		459,03*A2+	4153,2167	4191,227874
11	10	апрель	2953,34		7964,1	4155,263	4153,270694
12	11	май	4216,28		5252,8046	4157,3093	4118,934249
13	12	июнь	8227,569		5917,4136	4159,3556	4087,58753
14	13	июль	8991,84		6245,201	4161,4019	4058,751344
15	14	август	5586,16		6189,2528	4163,4482	4032,053206
16	15	сентябрь	4957,92		5765,175	4165,4945	4007,197835
17	16	октябрь	2482,91		5052,6056	4167,5408	3983,947187
18	17	ноябрь	3740,76		4191,8306	4169,5871	3962,106561

По коэффициентам детерминации видно, что наиболее предпочтителен полином, а наименее — линейный тренд. Но т.к. коэффициент детерминации ( $R^2$ ) не определяет точность всей модели, то выбор тренда на этом этапе мы сделать не можем.

1.2. Уравнения линий тренда принимают вид, указанный на рисунке 1. Чтобы получить цифровые значения линий тренда за каждый месяц, необходимо внести уравнения, показанные на графике, в ячейки *MS Excel* в виде формул, где  $X$  (независимая компонента) — это последовательность чисел от 1 до 24 (табл. 3),  $Y$  — это значения уравнения линии тренда для каждого из  $X$ .

Аналогично полиному рассчитаем линейный и логарифмический тренды. Результаты расчетов в таблице 4.

Таблица 4

#### Данные, полученные с помощью уравнений линий трендов

№ п/п	Месяц	Полином. тренд	Линейн. Тренд	Логарифм. тренд
1	июль	7572,9026	4136,8463	4982,8
2	август	6153,9296	4138,8926	4733,086797
3	сентябрь	4472,595	4140,9389	4587,013937
4	октябрь	3017,0648	4142,9852	4483,373593
5	ноябрь	2053,625	4145,0315	4402,983898
6	декабрь	1677,1536	4147,0778	4337,300734
7	январь	1856,6966	4149,1241	4281,76641
8	февраль	2476,148	4151,1704	4233,66039
9	март	3370,0338	4153,2167	4191,227874
10	апрель	4354,4	4155,263	4153,270694
11	май	5252,8046	4157,3093	4118,934249
12	июнь	5917,4136	4159,3556	4087,58753
13	июль	6245,201	4161,4019	4058,751344
14	август	6189,2528	4163,4482	4032,053206
15	сентябрь	5765,175	4165,4945	4007,197835
16	октябрь	5052,6056	4167,5408	3983,947187
17	ноябрь	4191,8306	4169,5871	3962,106561
18	декабрь	3375,504	4171,6334	3941,514671
19	январь	2835,4718	4173,6797	3922,036413
20	февраль	2824,7	4175,726	3903,557491
21	март	3594,3066	4177,7723	3885,980347
22	апрель	5365,6976	4179,8186	3869,221046
23	май	8297,807	4181,8649	3853,206854
24	июнь	12 449,4408	4183,9112	3837,874327

Кстати говоря, значения полиномиального тренда, полученные при работе, совершенно не совпадают с данными, которые получил Кошечкин С.А. в своей статье. Если кто-нибудь сможет подсказать, как он рассчитывал данные полиномиального тренда, буду очень признателен.

1.3. В случае если осуществляется не тактический, а стратегический анализ, т.е. собраны данные хотя бы за 4 сезона, то сезонная компонента ( $S$ ) может быть представлена отдельными уравнениями, что увеличит точность  $S$ . Не следует забывать, что это усложнит процесс моделирования. Но т.к. исходные данные имеются только за 2 периода, то выбор средних величин в расчете сезонных компонент является оптимальным.

1.4. Используя методику Кошечкина С.А., рассчитываем сезонную компоненту для каждого из уравнений тренда. Из фактических данных вычитаем значения линий тренда для каждого из сезонов. Имеем три таблицы (табл. 5—7).

Таблица 5

## Расчет сезонной компоненты для модели с полиномиальным трендом

Месяц	Сезон 1	Сезон 2	Среднее	Сезонная компонента
июль	601,4974	2746,639	1674,068	2278,748
август	-1075,5996	-603,093	-839,346	-234,667
сентябрь	34,605	-807,255	-386,325	218,3544
октябрь	-759,8748	-2569,7	-1664,79	-1060,11
ноябрь	1347,065	-451,071	447,9972	1052,677
декабрь	1291,5564	-109,924	590,8162	1195,496
январь	290,4434	-473,622	-91,5892	513,0902
февраль	-1150,588	-1366,58	-1258,58	-653,905
март	-1079,0838	-1074,26	-1076,67	-471,991
апрель	-1401,06	-2117,03	-1759,04	-1154,36
май	-1036,5246	-3659,9	-2348,21	-1743,53
июнь	2310,1554	-3399,11	-544,48	60,19986
		ИТОГО:	-7256,15	0

В таблице 5 четко видно, что отклонение сезонных колебаний модели с полиномиальным трендом от 0 весьма велико, и утверждать, что в модели выявлена сезонность, мы не можем. А если предполагать, что сезонность существует исходя из экономических соображений и знаний специфики рынка и товара, то ошибка модели в итоге вырастет. Таким образом, высокая точность модели, полученная благодаря выбору полинома, будет нейтрализована низкой точностью сезонной компоненты. Чтобы проверить данное утверждение, построим полностью модель с полиномиальным трендом.

Таблица 6

## Расчет сезонной компоненты для модели с линейным трендом

Месяц	Сезон 1	Сезон 2	Среднее	Сезонная компонента
июль	4037,5537	4830,438	4433,996	4433,981
август	939,4374	1422,712	1181,075	1181,059
сентябрь	366,2611	792,4255	579,3433	579,3281
октябрь	-1885,7952	-1684,63	-1785,21	-1785,23
ноябрь	-744,3415	-428,827	-586,584	-586,6
декабрь	-1178,3678	-906,053	-1042,21	-1042,23
январь	-2001,9841	-1811,83	-1906,91	-1906,92
февраль	-2825,6104	-2717,61	-2771,61	-2771,62
март	-1862,2667	-1657,72	-1759,99	-1760,01
апрель	-1201,923	-931,149	-1066,54	-1066,55
май	58,9707	456,0451	257,5079	257,4927
июнь	4068,2134	4866,415	4467,314	4467,299
		ИТОГО:	0,1827	0

В таблице 6 по сумме средних величин видно, что наблюдается сезонность колебаний, т.к. сумма средних величин сезонных колебаний близка к 0.

Чтобы довести средние колебания до 0, необходимо итоговую сумму средних разделить на количество периодов в сезоне (в нашем случае — это 12). Полученный результат вычитаем из значений среднего по каждому периоду. В итоге — сумма колебаний составит абсолютный 0.

Таблица 7

## Расчет сезонной компоненты для модели с логарифмическим трендом

Месяц	Сезон 1	Сезон 2	Среднее	Сезонная компонента
июль	3191,6	4933,089	4062,344	4062,386
август	345,2432033	1554,107	949,675	949,7166
сентябрь	-79,81393688	950,7222	435,4541	435,4957
октябрь	-2226,183593	-1501,04	-1863,61	-1863,57
ноябрь	-1002,293898	-221,347	-611,82	-611,779
декабрь	-1368,590734	-675,935	-1022,26	-1022,22
январь	-2134,62641	-1560,19	-1847,41	-1847,36
февраль	-2908,10039	-2445,44	-2676,77	-2676,73
март	-1900,277874	-1365,93	-1633,1	-1633,06
апрель	-1199,930694	-620,551	-910,241	-910,199
май	97,34575098	784,7031	441,0244	441,066
июнь	4139,98147	5212,452	4676,217	4676,258
ИТОГО:			-0,49899	0

По данным таблицы 7 можно утверждать, что в модели с логарифмическим трендом также существуют сезонные колебания, т.к. сумма средних близка к 0.

Расчитанные сезонные компоненты для каждого из уравнений тренда при прогнозировании просто переносятся на соответствующие месяцы прогнозного периода.

1.5. Получив три сезонных компоненты ( $S$ ) с 3 уравнениями тренда ( $T$ ), мы можем рассчитать ошибки построенных моделей ( $E$ ). Для этого из исходных значений задачи необходимо отнять сумму  $S + T$ ,  $E = F - (S + T)$ . Данные расчета представлены в таблице 8.

Таблица 8

Значения моделей ( $T + S$ ) и их ошибок ( $E$ )

№	Месяц	Факт	Значение полным. модели	Значение лин. модели	Значение логарифм. модели	Ошибки полином. модели	Ошибки лин. модели	Ошибки логарифм. модели
1	июль	8174,4	9851,65	8570,83	9045,19	-1677,25	-396,43	-870,79
2	август	5078,33	5919,26	5319,95	5682,80	-840,93	-241,62	-604,47
3	сентябрь	4507,2	4690,95	4720,27	5022,51	-183,75	-213,07	-515,31
4	октябрь	2257,19	1956,96	2357,76	2619,80	300,23	-100,57	-362,61
5	ноябрь	3400,69	3106,30	3558,43	3791,21	294,39	-157,74	-390,52
6	декабрь	2968,71	2872,65	3104,85	3315,08	96,06	-136,14	-346,37
7	январь	2147,14	2369,79	2242,20	2434,40	-222,65	-95,06	-287,26
8	февраль	1325,56	1822,24	1379,55	1556,93	-496,68	-53,99	-231,37
9	март	2290,95	2898,04	2393,21	2558,17	-607,09	-102,26	-267,22
10	апрель	2953,34	3200,04	3088,71	3243,07	-246,70	-135,37	-289,73
11	май	4216,28	3509,27	4414,80	4560,00	707,01	-198,52	-343,72
12	июнь	8227,569	5977,61	8626,65	8763,85	2249,96	-399,09	-536,28
13	июль	8991,84	8523,95	8595,38	8121,14	467,89	396,46	870,70
14	август	5586,16	5954,59	5344,51	4981,77	-368,43	241,65	604,39
15	сентябрь	4957,92	5983,53	4744,82	4442,69	-1025,61	213,10	515,23
16	октябрь	2482,91	3992,50	2382,31	2120,38	-1509,59	100,60	362,53
17	ноябрь	3740,76	5244,51	3582,99	3350,33	-1503,75	157,77	390,43
18	декабрь	3265,58	4571,00	3129,41	2919,29	-1305,42	136,17	346,29
19	январь	2361,85	3348,56	2266,76	2074,67	-986,71	95,09	287,18
20	февраль	1458,12	2170,80	1404,10	1226,83	-712,68	54,02	231,29
21	март	2520,05	3122,32	2417,76	2252,92	-602,27	102,29	267,13
22	апрель	3248,67	4211,33	3113,27	2959,02	-962,66	135,40	289,65
23	май	4637,91	6554,28	4439,36	4294,27	-1916,37	198,55	343,64
24	июнь	9050,33	12509,64	8651,21	8514,13	-3459,31	399,12	536,19



На основании рассчитанных ошибок ( $E$ ) рассчитаем среднеквадратическое отклонение ( $СКО$ ) для каждого из периодов (см. табл. 9). Формула расчета приведена в работе Кошечкина С.А.

Таблица 9

## Среднеквадратическое отклонение значений модели от фактических данных

№ п/п	Месяц	СКО полином. модели	СКО лин. модели	СКО логарифм. модели
1	июль	0,0290	0,0021	0,0093
2	август	0,0202	0,0021	0,0113
3	сентябрь	0,0015	0,0020	0,0105
4	октябрь	0,0235	0,0018	0,0192
5	ноябрь	0,0090	0,0020	0,0106
6	декабрь	0,0011	0,0019	0,0109
7	январь	0,0088	0,0018	0,0139
8	февраль	0,0743	0,0015	0,0221
9	март	0,0439	0,0018	0,0109
10	апрель	0,0059	0,0019	0,0080
11	май	0,0406	0,0020	0,0057
12	июнь	0,1417	0,0021	0,0037
13	июль	0,0030	0,0021	0,0115
14	август	0,0038	0,0020	0,0147
15	сентябрь	0,0294	0,0020	0,0134
16	октябрь	0,1430	0,0018	0,0292
17	ноябрь	0,0822	0,0019	0,0136
18	декабрь	0,0816	0,0019	0,0141
19	январь	0,0868	0,0018	0,0192
20	февраль	0,1078	0,0015	0,0355
21	март	0,0372	0,0018	0,0141
22	апрель	0,0523	0,0019	0,0096
23	май	0,0855	0,0020	0,0064
24	июнь	0,0765	0,0021	0,0040
Среднее значение:		0,0495	0,0019	0,0134

1.6. Рассчитав среднее значение  $СКО$ , полученных для каждой модели, рассчитаем точность по формуле:

$$(\text{точность модели}) = [1 - (\text{среднее значение } СКО)] \times 100\%.$$

Точность модели с полиномиальным трендом = 95,05%.

Точность модели с линейным трендом = 99,81%.

Точность модели с логарифмическим трендом = 98,66%.

Таким образом, высокой точностью обладают все 3 модели (см. рис. 2).

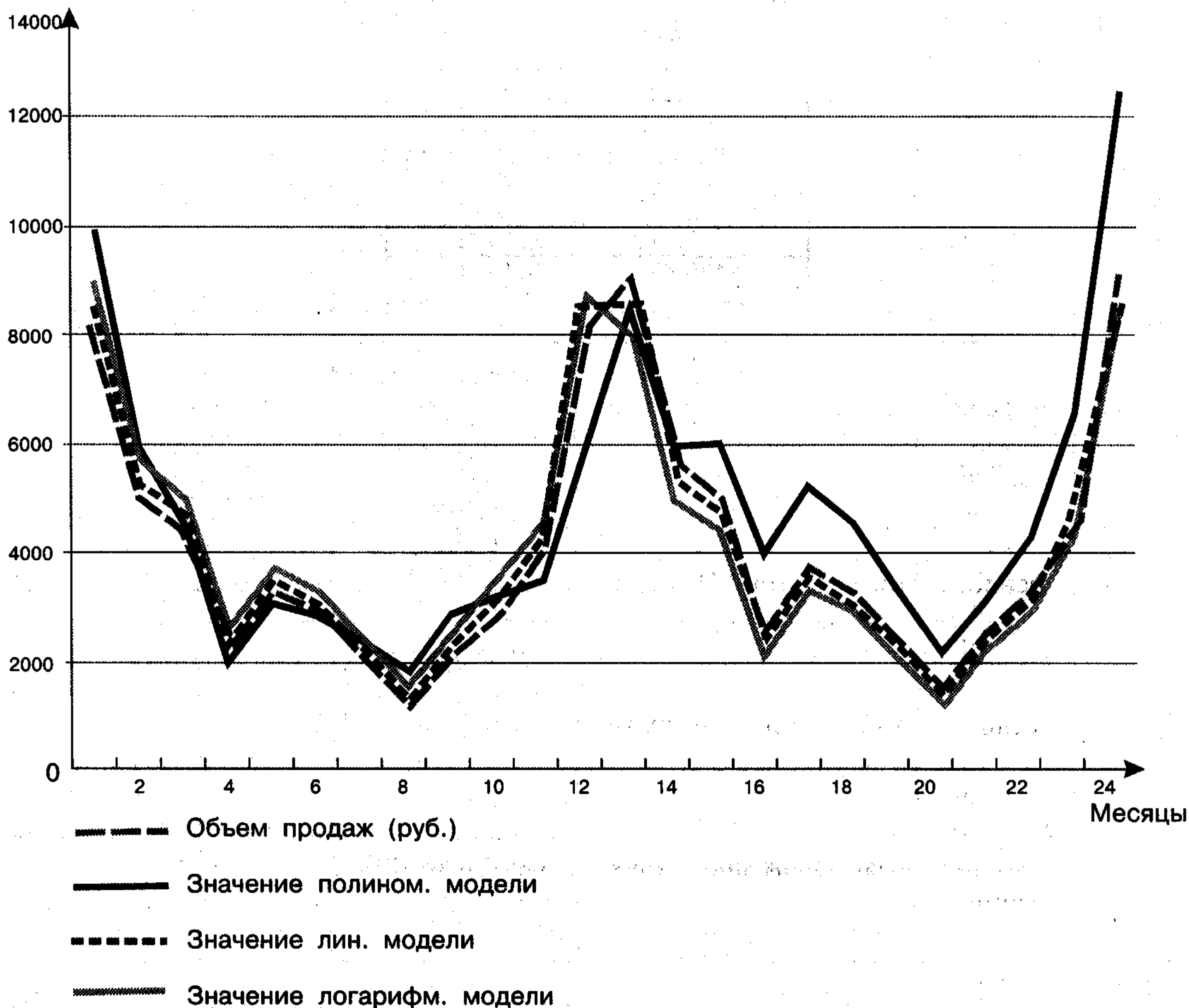
Так как в случае если точность модели колеблется в районе 90—100%, то можно утверждать, что модель достаточно точная. Однако модель с линейным трендом является наиболее точной, т.к. ее показатель точности наиболее высокий. Следовательно, прогноз, сделанный на основании данных линейной модели, будет наиболее точным. И только на данном этапе моделирования мы можем сделать окончательный вывод о предпочтительности модели. Выбрав модель с линейным трендом, в дальнейшем будем работать только с ней.

1.7. Чтобы построить доверительный интервал, воспользуемся данными  $СКО$  для модели с линейным трендом ( $СКО = 0,0019$ ). Доверительный интервал примет вид:

$$(F \times [1 - СКО]; F \times [1 + СКО]).$$

Данные такого расчета приведены в таблице 10.

Объем продаж



**Рис. 2.** Модели, построенные на основании различных линий тренда

Таблица 10

**Доверительный интервал для модели с линейным трендом**

$F - CKO$	$F + CKO$
8552,491	8589,163
5308,978	5330,926
4710,649	4729,885
2353,467	2362,047
3551,439	3565,425
3098,882	3110,822
2238,172	2246,232
1377,434	1381,66
2388,838	2397,576
3082,779	3094,645
4405,875	4423,729
8608,192	8645,117
8577,096	8613,669
5333,581	5355,434
4735,252	4754,393

Окончание табл. 10

$F - CKO$	$F + CKO$
2378,065	2386,56
3576,04	3589,935
3123,482	3135,333
2262,768	2270,747
1402,024	1406,181
2413,435	2422,09
3107,379	3119,157
4430,477	4448,238
8632,797	8669,623

## 2. Построение прогноза

Определив наиболее точную модель, можем построить прогноз изменений продаж мороженого на 3-й сезон.

2.1. Для расчета прогнозных значений в пакете *MS Excel* укажем условия прогнозирования:

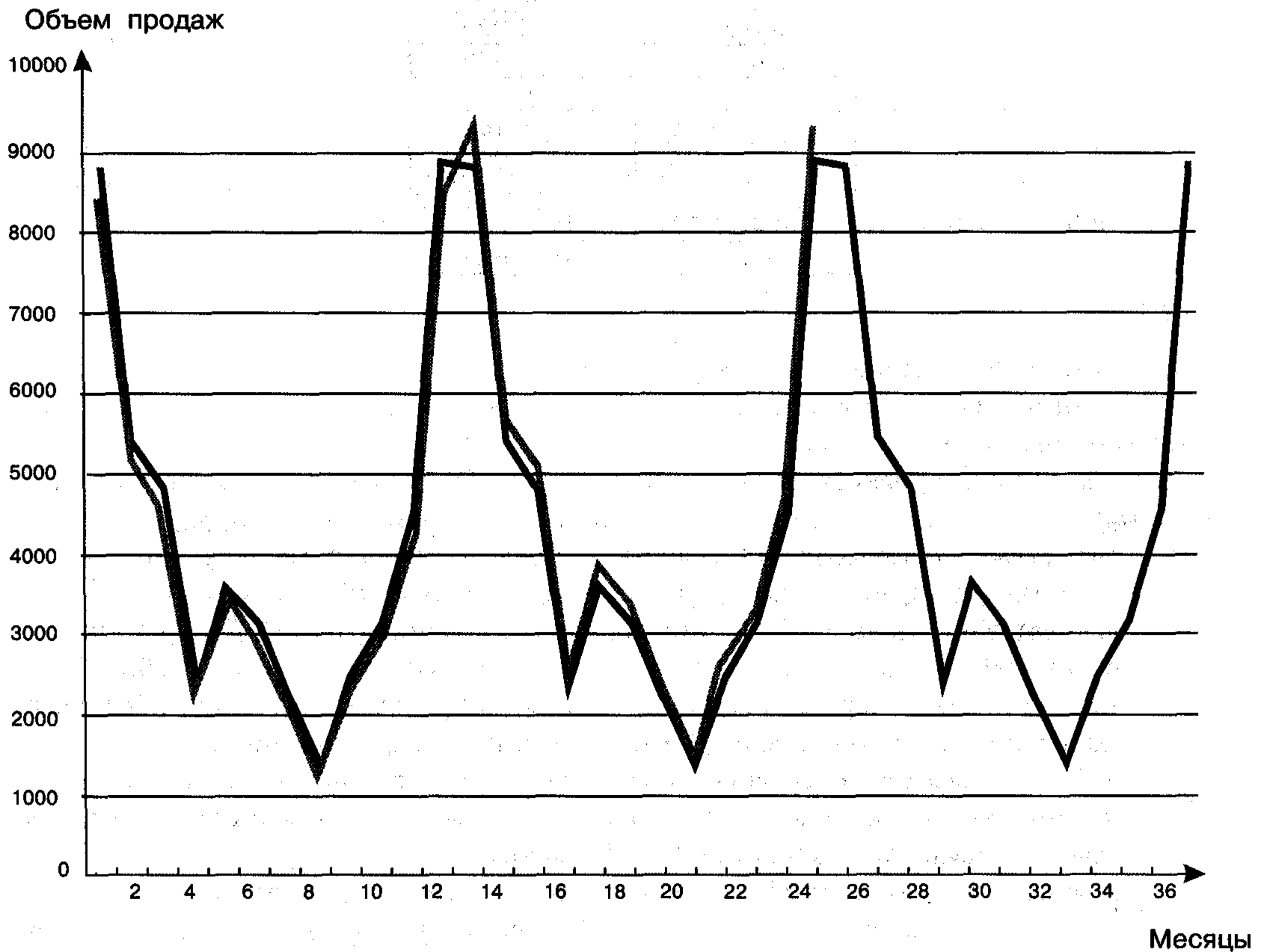
- ♦ трендовая компонента ( $T$ ) зависит от последовательности чисел от 1 до 24. Следовательно, чтобы построить прогноз, необходимо продолжить эту последовательность до 36. Значения трендовой компоненты *MS Excel* рассчитает в автоматическом режиме. Достаточно выделить последнюю ячейку 24-го месяца и, зажав черный квадратик в нижнем правом углу ячейки, протащить выделение до 36-го периода. В итоге получим трендовую компоненту  $T$ . (Сделайте аналогичную операцию с полиномом и увидите: почему книжки не рекомендуют использовать полиномы в прогнозировании — уже в апреле 3-го сезона наши продавцы мороженого станут !!! банкротом !!!).
- ♦ сезонная компонента ( $S$ ), рассчитанная для модели, остается неизменной для 25—36 месяцев. Выделим в *MS Excel* сезонную компоненту и скопируем на периоды 25—36.
- ♦ для учета ошибок воспользуемся доверительным интервалом модели, рассчитанным для прогнозных значений. Доверительный интервал отражает, в каких пределах может колебаться ошибка прогнозных значений.

Таблица 11

### Расчет прогнозных значений модели с линейным трендом

№ п/п	Месяцы	Линейный тренд ( $T$ )	Сезонная компонента ( $S$ )	Прогнозные значения линейной модели ( $F$ )	Доверительный интервал	
					-	+
25	июль	4185,9575	4433,981	8619,94	8193,058	9046,82
26	август	4188,0038	1181,059	5369,06	5103,174	5634,95
27	сентябрь	4190,0501	579,3281	4769,38	4533,187	5005,57
28	октябрь	4192,0964	-1785,23	2406,87	2287,674	2526,06
29	ноябрь	4194,1427	-586,6	3607,54	3428,889	3786,20
30	декабрь	4196,189	-1042,23	3153,96	2997,771	3310,15
31	январь	4198,2353	-1906,92	2291,31	2177,842	2404,78
32	февраль	4200,2816	-2771,62	1428,66	1357,908	1499,41
33	март	4202,3279	-1760,01	2442,32	2321,369	2563,27
34	апрель	4204,3742	-1066,55	3137,82	2982,431	3293,22
35	май	4206,4205	257,4927	4463,91	4242,85	4684,98
36	июнь	4208,4668	4467,299	8675,77	8246,121	9105,41

Если представить графически прогноз, рассчитанный с помощью выбранной модели, то результаты прогнозирования примут следующий вид (рис. 3):



**Рис. 3.** Прогноз продаж мороженого в третьем сезоне

2.2. Определять константу сглаживания можно несколькими способами:

- ♦ самостоятельный расчет индексов стабильности экономики и учет всех рисков изменения конъюнктуры рынка и отрасли, в которых находится предприятие. При этом возможно использование и внутренней информации предприятия, и информации государственных статистических органов;
- ♦ использование ранее рассчитанных показателей стабильности рынка, таких, как динамика индекса цен, индекс инфляции, показатели покупательской способности, банковская учетная ставка и т.д.

Возникла проблема в доведении примера до логического конца — отсутствие статистической информации о Российской Федерации и тем более о Нижнем Новгороде.

Так что могу повествовать лишь на общем уровне. Так как Кошечкин С.А. утверждает, что константа сглаживания — это «вероятность сохранения существующей рыночной конъюнктуры», то

$$a = 1 - (\text{учетная ставка центрального банка}).$$

Следует отметить, что такой способ определения константы сглаживания для сезонного товара не совсем корректен, т.к. в каждом месяце конъюнктура разная из-за сезонности товара. То есть необходим поправочный коэффициент, который рассчитывается на основании статистических данных об отрасли.

2.3. Так как константу сглаживания рассчитать не удалось, то и скорректировать прогноз тоже не представляется возможным.

Таким образом, мы пришли к выводу, что:

- ◆ при моделировании хозяйственного процесса ВСЕГДА необходимо строить несколько моделей, чтобы сравнить результаты;
- ◆ тактический и стратегический анализ сильно отличаются. И если при построении прогноза на 1 год можно воспользоваться средними величинами при определении сезонных колебаний, то при создании стратегического плана необходимы более точные модели, а значит, более сложные методы;
- ◆ полином использовать в моделировании хозяйственных процессов крайне рискованно, т.к. несмотря на высокую точность трендовой компоненты можно получить искаженные данные;
- ◆ определить точность модели можно только после расчета и тренда, и сезонной компоненты;
- ◆ константа сглаживания формируется на основании конкретных данных, а не на основании «экспертных оценок»;
- ◆ в рассмотренном примере выбор линейного тренда более предпочтителен, чем выбор полинома;
- ◆ необходим дополнительный анализ внешней среды для построения более адекватной модели (с использованием экспоненциального сглаживания).