

Блог | 10 минут

21 июля 2021

Обзор классических методов прогнозирования спроса. Их достоинства и недостатки

Вы подготовили данные для расчётов, «очистили» их от дефицита, акций, сезонности и прочих факторов. Об этом мы говорили в статье ["Как подготовить историю продаж, чтобы получить корректный прогноз спроса"](#). Как теперь спрогнозировать спрос, чтобы понять, какое количество товаров нужно заказать на будущее?

Сегодня разберёмся, какие существуют подходы и методы прогнозирования потребительского спроса и как с ними работать.

Методы прогнозирования спроса: их эволюция

Итак, какие методы прогнозирования спроса существуют? На графике ниже видно, как они развивались.



Мы видим, когда и какие методы прогнозирования спроса считались рабочими. Так «расцвет» классических методов пришёлся приблизительно на 2008-2009 гг., затем активнее стали использовать квантильное прогнозирование и постепенно перешли к методам вероятного прогнозирования. Конечно, временные рамки здесь условные, ведь несмотря на то, что уже появились более современные методы, классическое

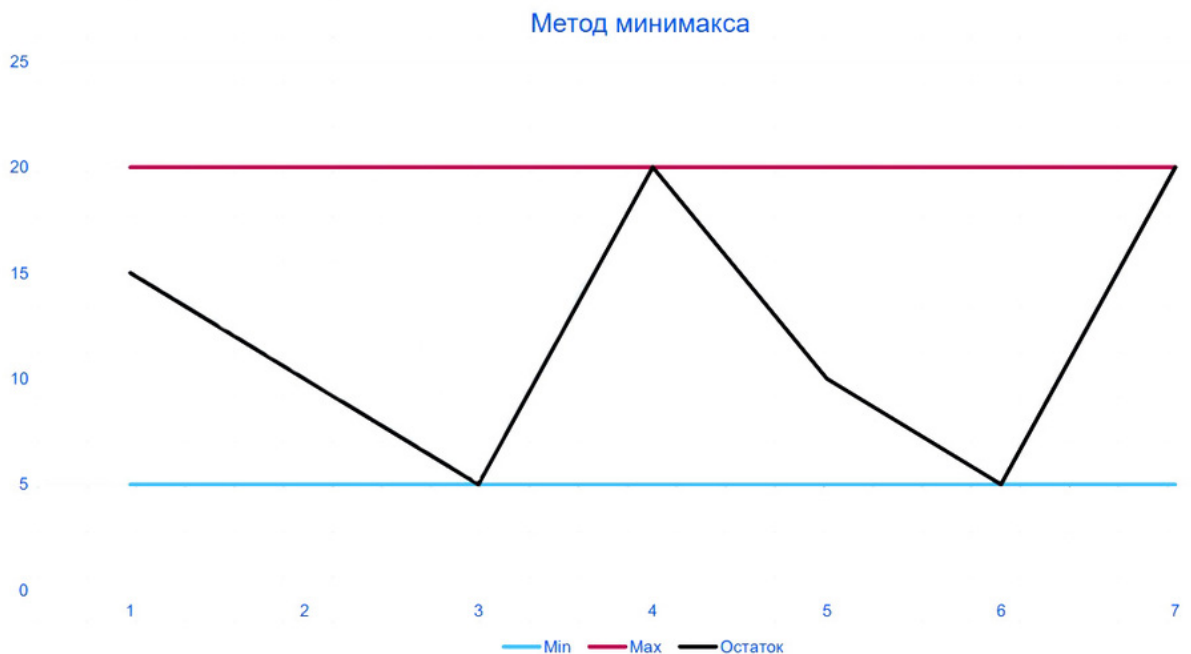
прогнозирование до сих пор используется.

Подробно о том, как развивались алгоритмы прогнозирования спроса смотрите в [ролике](#) на нашем youtube-канале.

Экспертные модели прогнозирования спроса

Прежде чем перейти к разбору каждого метода в отдельности, поговорим о так называемых экспертных способах прогнозирования спроса. Они до сих пор часто используются на практике. В чём их суть: некий эксперт, который хорошо знает ассортимент, выставляет пороговые значения спроса по отдельным позициям.

Классический экспертный метод – способ минимакса, где для каждой позиции устанавливается максимальное и минимальное значение запаса. Если он опускается до какого-то минимума, формируется точка запаса, и мы заказываем товара столько, чтобы хватало до максимума.



Недостаток этого метода в том, что мы не можем корректно выставлять и пересчитывать минимаксы по десяткам тысяч товарных позиций. Кроме того, спрос по товарам постоянно меняется. Возможно, такие методы прогнозирования потребительского спроса могут подойти для каких-то небольших объёмов. При широком ассортименте, множестве торговых точек и динамично меняющемся спросе применять такой метод прогнозирования нецелесообразно. Это может привести как к сверхзапасам, так и к дефицитам.

Общий принцип методов классического прогнозирования

На основании какого-то спроса в прошлом периоде мы можем спрогнозировать, какой спрос или какие продажи у нас будут в будущем. Общая особенность методов классического прогнозирования в том, что прогноз спроса на день, на неделю, на месяц (исходя из нашего периода расчёта) будет равен какому-то одному числу.



Внутри классического прогнозирования могут использоваться разные модели прогнозирования спроса от простых до сложных. Например:

- по средним продажам (SMA и т.д.)
- экспоненциальное сглаживание (простое и двойное) - ES
- авторегрессия (1 и 2 порядка) – AR
- Arima (AR+MA)
- Метод Хольт-Винтерса
- Нейронные сети и генетические алгоритмы (NN+GA)

Набор методов разный, но главная их особенность в том, что на выходе получается одно число.

Рассмотрим основные методы.

Расчёт по среднему (SMA), или простая скользящая средняя

Это один из самых простых и распространённых методов прогнозирования спроса, которым до сих пор пользуются многие компании.

Формула простого скользящего среднего(SMA) выглядит так:

$$\text{Прогноз}(t+1) = (1/(T+1)) * [\text{Продажи}(t) + \text{Продажи}(t-1) + \dots + \text{Продажи}(t-T)]$$

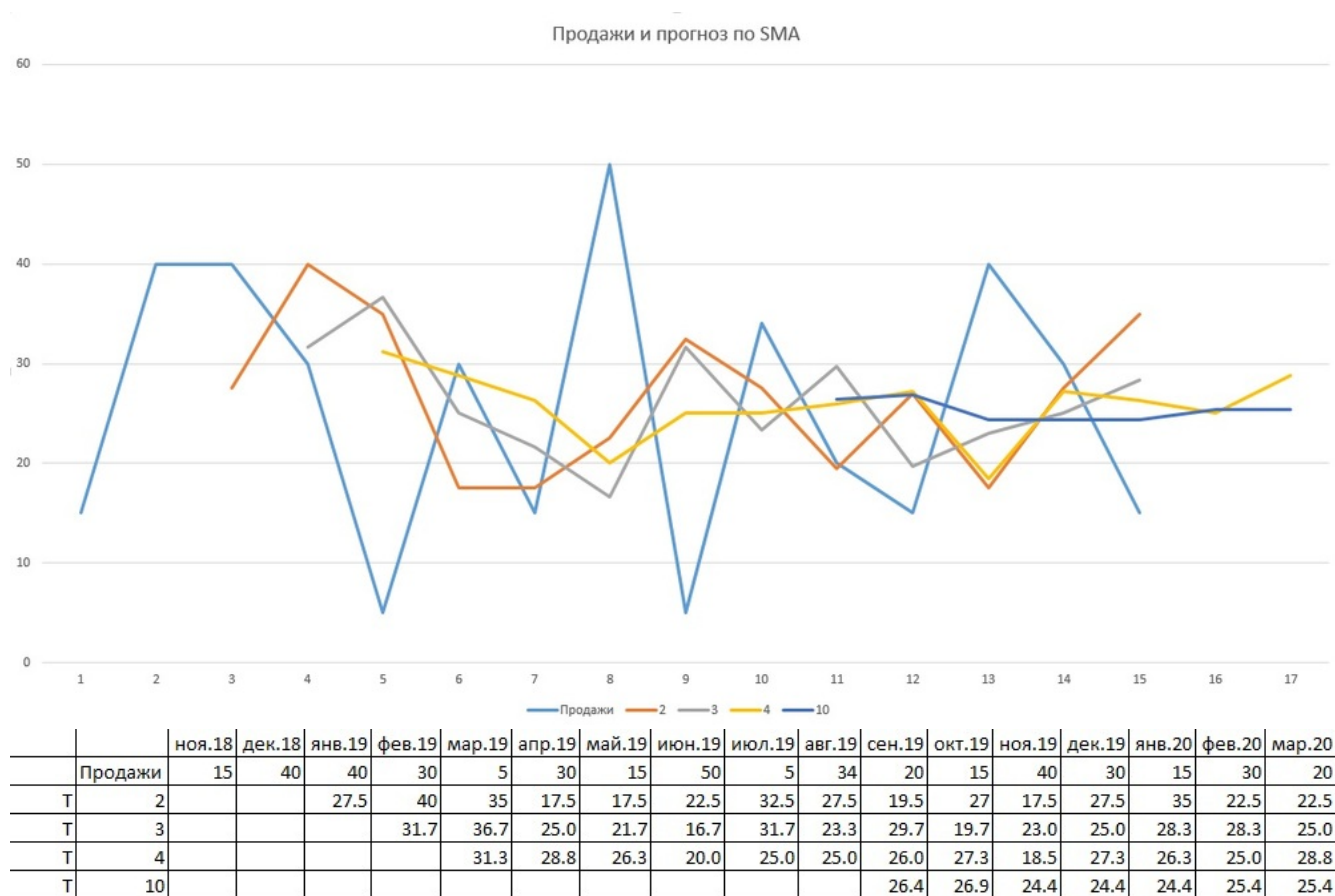
Для того чтобы просчитать спрос по этому методу, необходимо:

- Выбрать ширину окна T, где T указывает, за какой период мы будем усреднять продажи. Если мы управляем дневным спросом, то за 2-3 последних дня, 7 последних дней и т.д. Если считаем спрос по месяцам, то за последние 2,3, 4, 5 месяцев.
- Для прогноза на следующий период будем брать среднее за выбранную ширину.

Допустим, мы строим прогноз на 10-й день. Ширина окна 5 штук и значит мы берём среднее за последние 5 дней. Получили продажи за новый день и опять берём среднее за последние 5 дней. Таким образом мы прогнозируем данные и наш спрос на будущий период.

- Продажи мы можем брать как подряд, которые шли в предыдущем периоде, так продажи за тот же период в этом же месяцев в этом же году и т.д. Здесь можно гибко подходить к периоду расчёта данных, который мы берём для получения среднего.

Посмотрим, как работает такое прогнозирование на примере в Excel.



У нас есть ряд продаж и дальше мы хотим построить прогноз. Продажи агрегированы по месяцам, и, допустим, мы хотим сделать прогнозы на помесячные периоды. Для этого выбираем ширину окна – считаем среднее за последние 2,3, 4, 10 месяцев. Если выбираем ширину окна 2, а продажи в ноябре и декабре были 15 и 40 соответственно, то в январе в среднем прогнозируем 27,5, в феврале – 40.

Чем шире окно, тем ближе будут показатели к расчёту по средним за весь период. На графике это видно: синим цветом обозначены реальные продажи, остальные графики – это продажи с разной шириной окна.

Такой метод может подходить для хорошо продающихся товаров, которые гладко стабильно продаются с небольшими колебаниями. За всю нашу практику он подошёл только одной компании. В остальных наших кейсах методы расчёта продаж по среднему даёт достаточно большие погрешности и неэффективны с точки зрения управления

товарными запасами. Они приводят к дефициту или излишним запасам.

[Посмотреть сравнение Forecast NOW! и модели Простой скользящей средней \(SMA, Simple Moving Average\)](#)

На смену этому методу пришли различные расчёты по средневзвешенному среднему. Рассмотрим их особенности.

Метод по Шрайбфедеру, или метод средней взвешенной

Если в прошлом методе мы считали спрос по средним продажам, то в этом появляются различные веса разных месяцев. Что мы делаем?

- Рассчитываем продажи на один рабочий день прошедших месяцев. Если были какие-то выходные, важно знать количество рабочих дней, чтобы посчитать средние продажи за эти дни. Например, в феврале 28 дней, а в январе из 30 вы работали 25.
- Выбираем систему весов для прошедших месяцев. Какие-то данные будут более важными для построения расчётов, какие-то наоборот.
- Рассчитываем прогнозное потребление за 1 рабочий день будущего месяца исходя из прошлых продаж и весов.
- Рассчитываем прогнозное потребление за месяц исходя из числа рабочих дней.

Разберём на примере:

	Месячное потребление	Число рабочих дней	Потребление за рабочий день
Ноябрь	560	28	20
Октябрь	310	31	10
Сентябрь	450	30	15
Август	372	31	12
Июль	310	31	10

В первом столбце исходные данные по месяцам, и мы хотим построить на их основе прогноз на декабрь. Продажи в ноябре – 560 штук. Рабочих дней 28. Считаем потребление за один рабочий день – 20 штук.

После того как мы получили месячное потребление для каждого месяца, используем систему весов. Шрайбфедер предлагает разные варианты системы весов. В данном случае мы взяли модель, в которой говорится, что недавние продажи более сильно влияют на наше построение прогноза.

	Месячное потребление	Число рабочих дней	Потребление за рабочий день
Ноябрь	20	3	60
Октябрь	10	2,5	25
Сентябрь	15	2	30
Август	12	1,5	18
Июль	10	1	10
		10	143

Вес для ноября – 3, для октября – 2,5 и т.д. Самый большой вес у прошлого периода, наиболее близшему к тому, к которому мы проводим расчёт. В данном случае это ноябрь. Дальше каждый месяц умножаем на его вес. $20 \times 3 = 60$. После считаем сумму всех месячных потреблений, умноженных на вес – 143. Общая сумма весов – 10.

Прогноз на декабрь = $143/10 \times 28$ (число рабочих дней) = 400 штук

В книге «Эффективное управление запасами» Шрайбфедер предлагает множество схем весов, которые могут подходить для разных товаров. Например:

- Простая шестимесячная (или трёхмесячная) средняя. Это расчёт среднего с окном 6. То есть необходимо взять 6 месяцев и посчитать среднее за этот период.
- Для сезонных товаров он выделял либо простую сезонную среднюю, либо сезонную взвешенную среднюю. Если мы строим прогноз на декабрь, то берём данные за последнюю зиму, либо сезонную взвешенную среднюю. В данном случае декабрь значит для нас больше, т.к. мы делаем прогноз на месяц.
- Коэффициенты взвешенной средней. Это то, что было в нашем примере – 3, 2,5 и на убыль.

То есть здесь есть какой-то предполагаемый набор весов. На нашей практике встречалось, что компания разрабатывает собственный набор весов. Работать так можно, но независимо от того, как ответственно мы подходим к расчётам этих весов, данный метод построения прогнозов имеют довольно большие ограничения.

Посмотрим пример расчёта по средневзвешенным продажам в Excel.

Прогноз Шрайбфедер



	ноя.18	дек.18	январ.19	фев.19	мар.19	апр.19	май.19	июн.19	июл.19	авг.19	сен.19	окт.19	ноя.19	дек.19	январ.20	фев.20	мар.20	
Продажи за месяц	450	1200	1200	900	150	900	450	1500	700	1020	600	450	1200	900	450	900	600	
Число рабочих дней	28	28	25	27	30	30	27	30	31	31	30	30	28	28	25	30	30	
Прогноз веса 1							825	767	699	907	856	931	838	686	779	742	788	836
Прогноз веса 2							524	653	557	1215	890	974	707	518	925	817	740	819
Вес 1	3	2.5	2	1.5	1													
Вес 2	5	2	1															
	ноя.18	дек.18	январ.19	фев.19	мар.19	апр.19	май.19	июн.19	июл.19	авг.19	сен.19	окт.19	ноя.19	дек.19	январ.20	фев.20	мар.20	
Продажи за месяц	450	1200	1200	900	150	900	450	1500	700	1020	600	450	1200	900	450	900	600	
Прогноз веса 1						881	779	650	909	825	983	823	707	759	708	833	848	
Прогноз веса 2						524	653	557	1215	890	974	707	518	925	817	740	819	

У нас есть ряд продаж, известно число рабочих дней в каждом периоде, и мы хотим построить прогнозы. Имеются прогнозы на 5 месяцев с весами от 3 до 1. И на три месяца с весами от 5 до 1. Продажи делятся на число рабочих дней, умножаются на вес этого месяца. Получившийся показатель делим на сумму весов и умножаем на число рабочих дней. Реализовать всё это в Excel достаточно просто. Логика такая: мы выбираем какую-то формулу весов, либо разработанную нами, либо предложенную в теории. И исходя из этой системы весов строим прогнозы.

Метод экспоненциального сглаживания (ES)

Это ещё одна из самых простых моделей прогнозирования спроса, которая также часто используется на практике. Здесь логика в том, что прогноз спроса зависит от двух факторов:

- продаж в прошлом периоде;
- прогноза спроса, построенного на этот период каким-то методом.

Мы задаём коэффициент сглаживания (α), учитывая два этих фактора. Чем больше

коэффициент α , тем сильнее влияние последних продаж на прогноз (от 0 до 10).

$$\text{Прогноз}(t+1) = (1 - \alpha) * \text{Прогноз}(t) + \alpha * \text{Продажи}(t)$$

Проводим расчёт на нескольких α и выбираем оптимальный. Метод рабочий, но нужно понимать, что коэффициент сглаживания не будет учитывать сезонные, трендовые товары и т.д. Поэтому математики разработали метод, который на основе этого позволяет работать с товарами разного характера и сезонностью. Так появился метод Хольта-Винтерса.

[Посмотреть сравнение Forecast NOW! с методом экспоненциального сглаживания \(ES\)](#)

Метод Хольта-Винтерса

Формула сложная. Не будем разбирать её детально, а посмотрим на её логику.

$$Y^{[t+h]} = (a[t] + h * b[t]) * s[t - p + 1 + (h - 1) \bmod p]$$

h – на какой период в будущем считаем

$Y^{[t+h]}$ – прогноз на период номер h

p – период сезонности (для недельной 7)

Мы строим прогноз на будущий период, и он зависит от множества факторов. Что внутри этой формулы на самом деле «зашиито»? Мы выделяем три основных фактора – сглаживание, тренд и сезонность. Для каждого этого фактора мы берём свои коэффициенты от 1 до 10.

$$a[t] = [\alpha * (Y[t]/s[t-p])] + (1-\alpha) * (a[t-1] + b[t-1]) - \text{сглаживание}$$

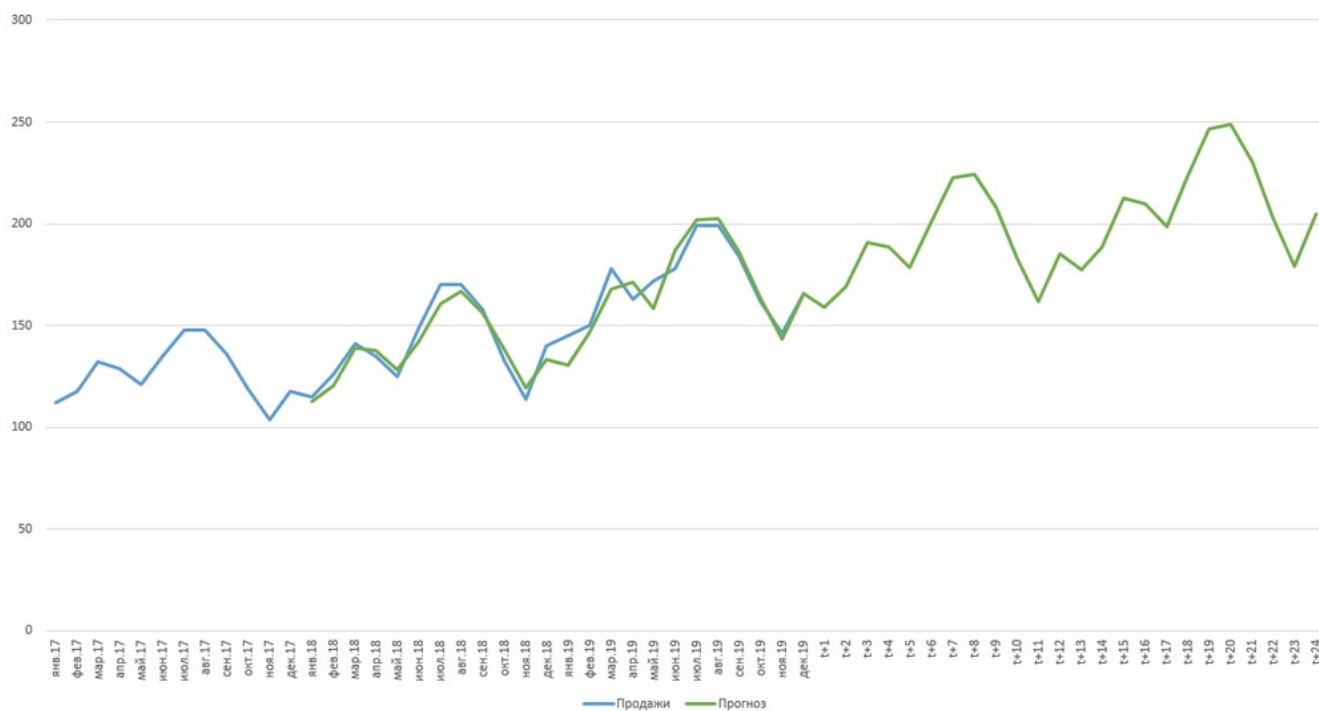
$$b[t] = \beta * (a[t] - a[t-1]) + (1-\beta) * b[t-1] - \text{тренд}$$

$$s[t] = \gamma * (Y[t]/a[t]) + (1-\gamma) * s[t-p] - \text{сезонность}$$

α, β, γ – коэффициенты (от 0 до 1)

Мы посчитали сезонный фактор, трендовый фактор, определили экспоненциальное сглаживание, подобрали коэффициенты и получили прогноз спроса на будущий период. Метод Хольта-Винтерса подходит для сезонных и трендовых товаров, которые постоянно продаются. Посмотрим на его реализацию в Excel.

Метод Хольта-Винтерс



	Параметр	янв.17	фев.17	мар.17	апр.17	май.17	июн.17	июл.17	авг.17	сен.17	окт.17	ноя.17	дек.17	янв.18	фев.18	мар.18	апр.18	май.18
Продажи		112	118	132	129	121	135	148	148	136	119	104	118	115	126	141	135	125
Базовая линия	0.51	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	126.67	128.68	132.37	134.28	133.83	132.69
Тренд	0.06	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.55	0.64	0.82	0.89	0.81	0.69
Сезонность	0.00	0.88	0.93	1.04	1.02	0.96	1.07	1.17	1.17	1.07	0.94	0.82	0.93	0.88	0.93	1.04	1.02	0.96
Горизонт		Изначальные значения для прогнозов на будущее. Есть несколько способов их												1	1	1	1	1
Прогноз		рассчитать. Тут для сезонности берется среднее значение, формула тренда - в												112.48	120.46	138.80	137.66	128.61

У нас есть ежемесячно агрегированные продажи. Первым делом мы посчитали сезонный фактор методом по среднему (деление реальных продаж на средние продажи за период). Получили коэффициенты сезонности. Также посчитали коэффициент тренда и построили прогноз. Главное, что здесь надо понимать, при помощи этого метода мы можем учитывать сезонность, тренд и экспоненциальное сглаживание. Метод хольта винтерса может подходить для стабильно продающихся товаров только с ярко выраженным трендом.

[Посмотреть сравнение Forecast NOW! с методом Хольта-Винтерса](#)

Авторегрессия, Arima и другие методы

Позже появились такие модели прогнозирования спроса как авторегрессия и Arima, где для товаров строится модель спроса и подбираются коэффициенты. Для начала нужно выбрать период регрессии: сколько периодов прошлого брать для прогнозов. Следующий шаг – определить коэффициенты регрессии и постоянную величину.

$$\text{Прогноз } (t+1) = c + \epsilon_t + \alpha_1 * \text{Продажи } (t) + \alpha_2 * \text{Продажи } (t-1) + \alpha_3 * \text{Продажи}(t-2)$$

- ϵ_t – белый шум
- α – набор коэффициентов,
- c – постоянная константа

Продажи будущего периода мы строим на основании прошлого, подбирая множество наборов коэффициентов.

После того, как методы авторегрессии начали расширять, появились такие методики Arima+MA (авторегрессия + среднее) и SARIMA: AR+MA+сезонная составляющая. Существует довольно большой пул методов, которые позволяют каким-то образом подобрать эту модель для товара.

[Посмотреть сравнение Forecast NOW! с методом авторегрессии](#)

Как подобрать коэффициенты?

Самый большой вопрос во всех этих методах: как правильно подобрать коэффициенты?

Давайте посмотрим на примере для экспоненциального сглаживания, где мы должны подобрать только один коэффициент.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	
Продажи	15	40	40	30	5	30	15	50	5	34	20	15	40	30	15	15	40	40	
Прогноз		15	35	39	32	10	26	17	43	13	30	22	16	35	31	18	16	35	
Разница			25	5	-9	-26.8	19.64	-11.072	32.7856	-38.44288	21.31142	-9.73772	-6.94754	23.61049	-5.2779	-16.0556	-3.21112	24.35778	4.871555
на 70% истории	RMSE	19.24855356																	
	α	0.8																	
на 30% истории	RMSE	19.76811172																	

Напомним, чем больше коэффициент α , тем сильнее на нас влияют последние продажи при построении расчётов. Итак, как же происходит подбор коэффициентов?

У нас есть известная история продаж и построенный прогноз. Дальше история продаж делится на два периода. Обычно это периоды 70% и 30%. Если брать в расчёт 100%, то мы рискуем переучить нашу модель, и она будет слишком повторять предыдущие продажи. Поэтому принято делить на 30% на 70%. Для 70% подбирают набор коэффициентов. А на 30% оставшейся истории продаж тестируют коэффициент.

Какие критерии подбора коэффициентов существуют? У нас в примере самый классический критерий оценки ошибки прогнозирования RMSE, или средняя квадратичная ошибка прогнозирования. То есть чем больше будет ошибка прогнозирования, тем менее точным получится прогноз.

Несмотря на то, что ошибка прогнозирования наиболее распространенный метод определения точности, мы не рекомендуем его использовать. Об этом мы подробно рассказываем в статье ["Почему повышение точности прогноза не гарантирует повышение прибыли. Как привычный показатель вводит компании в заблуждение"](#).

Мы хотим подобрать коэффициент α . Excel позволяет нам это сделать через функцию «Поиск решения» в меню данных. Нажимаем кнопку «Поиск решения» и подбираем оптимальный коэффициент α .

Параметры поиска решения X

Оптимизировать целевую функцию:

До: Максимум Минимум Значения:

Изменяя ячейки переменных:

В соответствии с ограничениями:

Сделать переменные без ограничений неотрицательными

Выберите метод решения:

Метод решения

Для гладких нелинейных задач используйте поиск решения нелинейных задач методом ОПГ, для линейных задач - поиск решения линейных задач симплекс-методом, а для негладких задач - эволюционный поиск решения.

У нас появляется окно, где написано, что мы хотим оптимизировать целевую функцию (это ячейка C6 ошибка RSME). Мы оптимизируем её до минимума, изменяя значения ячейка B7 – это наша α . Задаём программе параметры, что изменяем, что оптимизируем, какие критерии есть – и находим решение.

Вот Excel подобрал для нас коэффициент:

на 70% истории	RMSE	19.24855356
	α	0.8
на 30% истории	RMSE	19.76811172

Так выглядит подбор коэффициентов. У нас есть какой-то критерий и на прошедшей истории продаж мы можем его измерить. Если мы используем какие-то сложные модели и нужно подбирать много коэффициентов, то понадобится специальный софт. Чем больше коэффициентов, тем сложнее это делать. И, естественно, сложнее управлять всем процессом.

Общие проблемы методов классического прогнозирования

Главный недостаток этих методов в том, что на выходе мы получаем одно число. Насколько точным может быть этот прогноз? Оценивать спрос одним числом, значит заведомо ошибаться. Мы никак не управляем уровнем сервиса, не знаем, сколько нам будет стоить привезти необходимый объём запаса под наш прогноз спроса и т.д.

Какие ещё могут быть сложности?

- Методы классического прогнозирования пришли из анализа сильно агрегированных данных. Если у вас сто аналитиков и всего три ряда данных, тогда можно подбирать коэффициенты для каждого ряда данных, анализировать их на стабильность, устойчивость и прочие вещи. В реальности в продажах тысячи товарных позиций на десятках складов. Естественно, подобрать корректно критерии и коэффициенты для такого широкого ассортимента нереально. Это невозможно спрогнозировать.
- Методы классического прогнозирования могут подходить только для товаров продуктовой розницы группы АХ, которые стабильны и постоянно продаются.

Очень часто наши клиенты из компаний, занимающихся розницей, думают, что у них много товаров гладкого спроса. Но по исследованиям гладкие продажи имеют только 6% товаров от всего ассортимента – не больше. (см. [научную справку](#)). Если спуститься на уровень торговой точки, то очень мало позиций у нас будут иметь эти самые гладкие продажи.

Рассмотрим это на примере условных булочек.



8 булочек - 87% уровень сервиса

По графику видно, что булочки каждый день продаются, и их продажи колеблется от 5 до 12 штук. Если посчитать прогноз по среднему, в день продаётся 8 штук. Если мы будем

поддерживать такое количество товара на складе, то для относительно гладкой продающейся позиции булочек уровень сервиса будет 87-90. По крайней мере, это какой-то результат, с которым можно работать.

Но если мы перейдём к редко продающимся позициям, картина будет другой. Рассмотрим на примере бытовой химии, которая на уровне конкретной точки продаётся не всегда и хаотично.



3,29 средства для мытья посуды - 21% уровень сервиса

Если мы построим классический метод прогнозирования, то получим результат 3,29.

Согласитесь, что десятые доли здесь выглядят нелепо. Мы не можем хранить на складах 3,29 средства для мытья посуды. Кроме того, если провести линию на графике на уровне 3,29, мы получим уровень сервиса всего 21%. Это говорит о том, что для товаров редкого хаотичного спроса классические методы прогнозирования подходят плохо.

**Узнайте, чем программа Forecast NOW!
будет полезна именно вашей компании**

+7 (495) 929-71-05

info@forecastnow.ru

fnow.ru

© 2011-2023 Российский разработчик - Инжэниус Тим