



**ЭФФЕКТИВНАЯ ЗАКУПКА,
КАК МЕХАНИЗМ ОПТИМИЗАЦИИ
СКЛАДСКИХ ЗАПАСОВ.**

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ.	3
2. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ЗНАНИЙ.	5
3. СГЛАЖИВАНИЕ.....	5
4. ОПРЕДЕЛЕНИЕ СЕЗОННОСТИ.	6
5. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОДАЖ.....	6
6. РАСЧЕТ КАЛЕНДАРНОГО ПЛАНА.	11
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.	13

Введение

Одной из самых интересных направлений анализа является область управления складскими запасами. Простая на первый взгляд задача на практике оказывается довольно нетривиальной, если подходить к ней обстоятельно. Аналитикам крупных торговых компаний недостаточно просто получать разницу между приходом и расходом в различных разрезах по клиентам, контрагентам, группам и товару. Им нужна, в конечном итоге, оптимизация запасов, причем зачастую, с трудно формализуемыми условиями.

Перед аналитиками и программистами нашей компании была поставлена такая задача в области оптовой торговли кондитерскими изделиями. Решение задачи проводилось совместно с экспертами заказчика, и целый ряд решений на первый взгляд имеет строго отраслевую специализацию. Но, как показала практика, сам подход в решении подобных задач имеет довольно стандартный вид, и включает в себя определенные обязательные этапы.

О том, как применялись на практике различные методы анализа можно на примере программы Logistic, разработанной специально для планирования закупок.

1. Постановка задачи.

По своей природе оптимизация складских запасов задача довольно обширная и подходить к ней можно с разных сторон. Можно стимулировать продажи определенных позиций путем предоставления скидки на товар, от которого нужно быстрее избавиться. Можно прикрепить его к дефицитному товару, просто заставляя клиентов его покупать.

Товар, которого не хватает можно завезти на склад дополнительно. Но правильнее всего было бы спланировать ситуацию заранее, чтобы избежать потерь. Тогда необходимо рассчитать эффективную закупку. Требуется поставить товар на склад таким образом, чтобы его количество на складе было оптимально, и, в идеальном случае, к следующей поставке он кончился одновременно с теми товарами, которые поставляются в одной партии.

Для того чтобы составить эффективный план закупок необходимо правильно сделать прогноз продаж. Самое простое – вывести отчет по скорости продаж из информационной системы предприятия. Например, если на прошлой неделе продано товара X в количестве K_x , можно сделать предположение, что и на следующую неделю можно закупить этот товар в количестве K_x .

Такой подход работает, если спрос стабилен, что происходит далеко не всегда. Для решения этой проблемы, опытные товароведы выводят кривые за прошлый год, и, имея представления о подъемах и спадах, делают поправку в отчетах, которые выдает система. Фактически товароведы производят закупку с учетом сезонных колебаний.

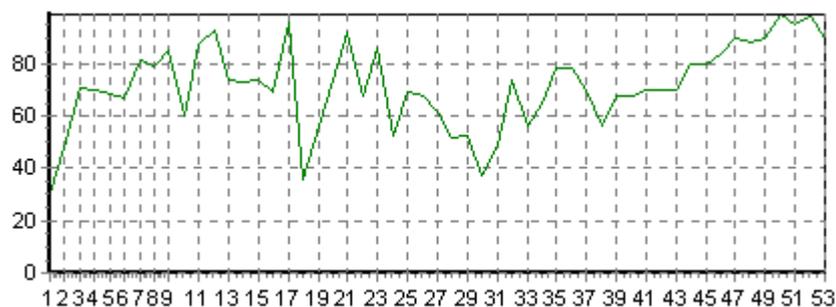


Рис.1 Продажи товаров группы “Мармелад” за 2001 год по неделям.

На рисунке один показаны данные по продажам с разбивкой по неделям. Если брать по дням, то график получится еще более неровным и скачкообразным, за счет случайных продаж и падений ввиду отсутствия товара. Для автоматической коррекции скорости продаж данные в таком виде не подойдут, но человек может уже сделать определенные выводы, приблизительно на какой неделе будет рост или падение спроса. То есть планировать можно имея только графики продаж за прошлый год.

Но недостатки ручного планирования достаточно очевидны:

- ✓ Товаровед не отслеживает точно, какое количество товара необходимо поставить.
- ✓ Неизвестно, какими были бы продажи, если бы товар был на складе. Трудно определить, как растет спрос, если на складе не хватает товара.
- ✓ Позиции, которые давно не закупились вообще, могут выйти из зоны внимания.

Многие товароведы ощущают потребность в подсказке со стороны информационной системы. Это становится, очевидно, когда компания имеет широкий ассортимент продукции, исчисляемый тысячами позиций. Товаровед может и не знать поведение некоторых наименований, но, при правильной постановке задачи, система может помочь ему сориентироваться в поведении рынка.

Для того, чтобы сделать расчеты закупок по всему складу необходим прогноз по каждой позиции товара. То есть, перед тем как произвести расчеты, требуется сделать прогнозирование продаж по каждой товарной позиции. В свою очередь прогнозирование строится на истории продаж в текущем году, данных за прошлые годы, знаний эксперта (определение сезонности).

Данные за прошлый год требуют предобработки, так как имеют пропущенные значения, случайные продажи и различные необъяснимые аномалии, которые следует устранить перед использованием (заполнение, сглаживание). Но на самом первом этапе данные следует правильно извлечь и привести к единому виду (извлечение знаний из базы данных).

Теперь можно перечислить основные шаги.

- ✓ Извлечение знаний
- ✓ Сглаживание
- ✓ Определение сезонности
- ✓ Прогнозирование продаж
- ✓ Расчет календарного плана



Здесь так же следовало бы провести проверку получаемых прогнозов, расчет достоверности получаемых результатов, ожидаемый разброс ошибки.

2. Извлечение знаний.

Формализация задачи требует принять некоторые допущения. В качестве отправной точки были взяты группы товаров, что может быть довольно спорно. Опыт такого объединения складывался десятилетиями и имеет в своей основе отличия в технологическом процессе производства, условиях хранения и спроса в различное время года. Некоторое деление может быть искусственным.

Классификация товарных позиций – это отдельная большая задача. В данном вопросе мы решили полностью положиться на экспертов, которые, проведя исследования, за последние пять лет пришли к выводу, что сезонность по группам товаров повторяться из года в год и имеет различную амплитуду, приобретает более гладкий вид, но сохраняет форму. Следовательно, если товар был отнесен к определенной группе, то к нему можно применить кривую, которая была получена на аналогичных товарах.

В течение недели происходят сильные колебания, связанные с выходными, ухудшая и без того “зашумленные данные”. Чтобы упростить задачу и снизить объем вычислений было решено вести все расчеты по неделям. Были получены суммы продаж внутри каждой группы, затем провели нормализацию, чтобы продажи выразить в процентах.

Проценты позволяют перейти к обобщению внутри группы товара. Колебания проще отслеживать в денежном выражении, но прогнозировать правильное количество, так как именно количество интересует товароведа. Деньги позволяют свести информацию о различных позициях внутри групп товаров к одному виду, так как вес не всегда показателен.

Тогда продажи по недели n будут

$$(1) \quad K_n = \frac{S_n}{\max \bar{S}} * 100;$$

,где S_n – сумма продаж за неделю n ,
 \bar{S} - множество продаж по каждой неделе за год

3. Сглаживание.

После извлечения данных, наборы коэффициентов для каждой недели требуют дополнительной обработки. Сразу их использовать нельзя, так как с полезной информацией об общих тенденциях (низкочастотная составляющая) идет дополнительная информация, которая только мешает обработке.

Требуется убрать шумы (случайные продажи) другими словами высокочастотную составляющую. Для этого мы воспользовались вейвлет-преобразованием, как одним из механизмов фильтрации.



Ниже на рисунке представлена кривая, рассчитанная для товарной группы **Мармелад**.

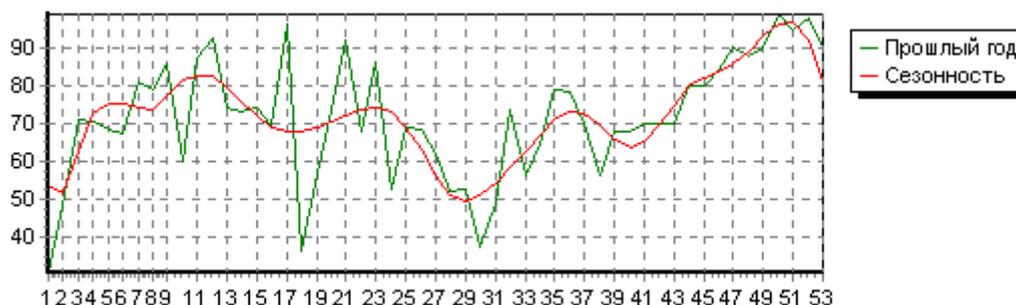


Рис.2 Сглаживание кривой сезонности.

На рисунке 2 представлена сезонность группы мармелад, сглаженная вейвлет-преобразованием (порядок вейвлета 8, глубина разложения 2). На рисунке видно, несколько пиков. 11 – неделя как раз приходится на 8 марта, 23 на начало июня, затем идет спад, связанный, по всей видимости, с условиями хранения мармелада.

Летом он плавиться, поэтому торгуют им неохотно. В конце августа (пик на 36 неделе) магазины и мелкие оптовики закупают мармелад к началу нового учебного года у школьников. Далее, после небольшого спада идет подготовка магазинов и мелких оптовиков к Новому Году. Небольшой спад в конце года сигнализирует о насыщении рынка.

4. Определение сезонности.

После того, как данные были получены, мы предоставили эксперту возможность менять кривизну графика и сами данные. Таким образом, получился синтез добычи данных и знаний эксперта. Следя за рынком, товароведы следят за производителями, конкурентами, новыми товарами на рынке. К примеру, если стало известно, что фабрика, занимающая большую долю рынка печенья останавливается на ремонт, значит, спрос на данную продукцию не будет удовлетворен и, исправив, кривую спровоцировать дополнительную закупку печенья с аналогичными характеристиками. Еще более очевидной представляется кривая группы “Вода”. Основные продажи идут летом. Весной кривая медленно растет, осенью медленно падает.

Чем удобно подобное извлечение сезонности, так это то, что знания могут вообще извлекаться из данных одного предприятия, а, применяться на другом не имеющем большой истории. Если вообще нет данных по какой-то группе, товароведам предлагалось построить кривую самостоятельно, введя по 53 коэффициента на группу (в году неполных 53 недели). Простой на первый взгляд прием, но в этот момент и происходит передача знаний от эксперта – аналитической системе.

5. Прогнозирование продаж.

Для эффективного прогнозирования применялись различные методы. Одни предлагались заказчиком, другие нашими специалистами, методы проверялись на реальных данных, оценивалась ошибка прогноза, стабильность методов, скорость обработки, предлагался различный синтез между методами.

Выделим основные методы прогнозирования, нашедшие применение в данной задаче

- Расчет по последней скорости
- Прогнозирование с помощью коэффициентов сезонности
- Расчет с помощью нейронных сетей.

Расчет по последней скорости. В качестве прогноза берутся показатели за последнее время. Например берется количество продаж по позиции за период, делится на количество дней. Метод не учитывает нехватку товара на складе в отдельные дни и показывает сколько продали, но не сколько могли продать. Метод оказался неудобен ввиду изменения спроса, хотя во многих фирмах им продолжают пользоваться, потому что он очень простой и очевидный.

Прогнозируемое количество продаж товара в день:

$$(2) \quad Q_p = \frac{\sum_{i=1}^n Q_i}{n}$$

,где Q_i – количество товара p , проданного в день i ,
 n – количество рабочих дней за предыдущий период

Прогнозирование с помощью коэффициентов сезонности наиболее удобно, так как однажды настроенное будет работать весь год, не требуя вмешательства человека.

Многие ведущие товароведы просто не верят, что можно (разумеется, с определенной долей вероятности) рассчитать продажи до конца года по каждой позиции с точностью до штуки. Однако общими усилиями это удалось сделать.

Одна из проблем, с которыми приходится сталкиваться, это пробелы в данных. Если товара не было на складе, продавался бы он, если бы был? Что делать с пробелами в истории продаж? Заполнять их средними, вероятностными, заполнять нулями или вообще не учитывать? Как применять кривые сезонности к каждой позиции? Каким образом объединить вместе одинаковые товары, для которых учет на складе ведется практически независимо? Вопросов много, но с каждым из них надо разбираться по возможности отдельно.

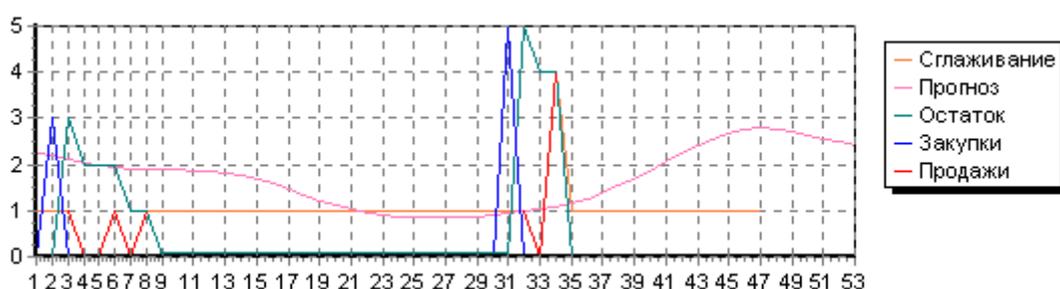


Рис.3 Конфеты “Портобело” Коркунов. Прогнозирование с учетом всей истории.

На рисунке 3 приведена довольно характерная ситуация, когда товар продавался в начале года, затем отсутствовал в течение года на складе и в середине года опять поступил в продажу. Группа товара “Конфеты в коробках”. Красным цветом обозначены продажи, желтым данные по продажам с заполненными пропущенными данными, серым прогноз рассчитанный с помощью коэффициентов сезонности группы товара.

Чтобы построить прогноз для каждой позиции товара рассчитывается амплитуда кривой товарной группы к которой относится данная позиция. Амплитуда кривой (A_g) подобрана таким образом, чтобы среднеквадратичная ошибка отклонения имеющих

данных о продажах от кривой по группам товаров, построенной с новой амплитудой была минимальная. Сам процесс подбора амплитуды итерационный. Вычисляется максимально возможная амплитуда, минимально возможная амплитуда, затем полученный интервал делят на несколько частей. Для каждой части рассчитывается среднеквадратичная ошибка по всем неделям. Выбирается участок с лучшими показателями и диапазон поиска сужается до соседних рассчитанных значений. Процесс повторяется вновь пока не будет достигнута необходимая точность.

Тогда прогноз по товарной позиции в неделю будет:

$$(3) \quad Q_{pn} = K_n * A_g$$

где K_n – продажи по неделе n за прошлый год
 A_g – амплитуда для данной товарной позиции

Обычно расчет ведется за весь период, начиная с начала года и по текущее число. В качестве периода обучения можно отбросить, скажем, последний месяц, либо не учитывать работу в начале года, если она не показательна и велась, например, при совершенно других условиях (например, с другого склада).

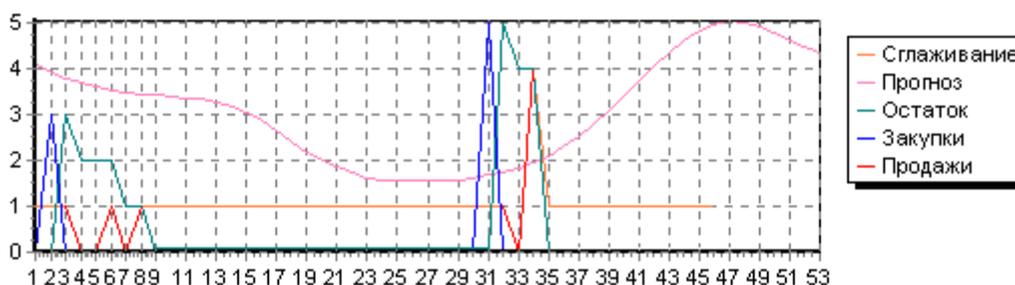


Рис.4 Конфеты “Портобело” Коркунов.
 Прогнозирование с учетом последних месяцев.

На рисунке 4 показан случай, когда данные за первые месяцы работы были исключены из расчетов. Амплитуда продаж получилась намного больше за счет всплеска на 35 неделе. Теперь ближе к концу года система прогнозирует продажи до 5 мест в неделю (вместо 3-х на предыдущем графике).

Графики, представленные на рисунке доступны во многих местах программы, но пользователь обычно их даже не смотрит, при номенклатуре в 6-7 тысяч наименований все просмотреть не хватит рабочего времени. Кроме того, необходимо исключить товар, который имеет совсем небольшую историю продаж, либо просто закупаться больше не должен. В первом случае выставляется необходимый процент заполнения истории ниже которого прогнозирование делает сам человек, во втором случае никакой обработки относительно прогноза не происходит.

Расчет с помощью нейронных сетей требует настройки обучения и дает как плохие, так и отличные результаты по разным позициям. Требуется контроля со стороны человека и наличие определенных знаний. Очень чувствителен к отсутствию данных и случайным всплескам. Если правильно проводить предобработку входного потока, то метод довольно универсален и хорошо отслеживает общие тенденции рынка. Обычно не требует наличия данных за прошлый год.

Использование нейронных сетей в задаче прогнозирования требует предобработки данных и реализацию “скользящего окна”.



Скользящее окно так же может давать значительную погрешность в получаемых с помощью него результатах.

WEEK	SELLS	ADDED
14		28
15		28
16		28
17		28
18		28
19		28
20	5,5	5,5
21	71,5	71,5
22	11	11
23	49,5	49,5
24	16,5	16,5
25	38,5	38,5

Рис 5. История продаж по неделям печенья “К чаю”.

На рисунке 5 показан фрагмент истории продаж одной из прогнозируемых позиций. В графе WEEKS указана номер недели в году, SELLS – количество проданных за неделю единиц товара, ADDED – история с заполненными пропущенными данными. Это первый шаг предобработки – заполняются пропущенные значения.

WEEK	ADDED	SELLS
14	28	4,90198980171817
15	28	4,84949155934903
16	28	4,07455680166718
17	28	3,71502092991538
18	28	5,44714078409135
19	28	9,88114006594397
20	5,5	18,1672296564075
21	71,5	28,0377517068383
22	11	35,4646200721837
23	49,5	39,3678198664852
24	16,5	37,4292666613912
25	38,5	31,9243405349638

Рис 6. Сглаживание продаж по неделям печенья “К чаю”.

Следующим этапом осуществляется сглаживание данных по продажам. На рисунке 6 показаны графы WEEK – номер недели, ADDED – заполненные пропуски, SELLS – отфильтрованные (сглаженные) данные по продажам.



Заполнение пропущенных значений - обязательное условие работы

Алгоритмов. Без такого заполнения значительно возрастают требования к механизмам обработки данных.

Кроме того возможны кратковременные всплески или падения, которые не должны сильно влиять на долгосрочные расчеты, хотя их совокупный вклад может быть достаточно большим..

WEEK	SELLSB2	SELLSB1	SELLSB0	SELLSF1
14	4,39486264414957	4,69703382412778	4,90198980171817	4,84949155934903
15	4,69703382412778	4,90198980171817	4,84949155934903	4,07455680166718
16	4,90198980171817	4,84949155934903	4,07455680166718	3,71502092991538
17	4,84949155934903	4,07455680166718	3,71502092991538	5,44714078409135
18	4,07455680166718	3,71502092991538	5,44714078409135	9,88114006594397
19	3,71502092991538	5,44714078409135	9,88114006594397	18,1672296564075
20	5,44714078409135	9,88114006594397	18,1672296564075	28,0377517068383
21	9,88114006594397	18,1672296564075	28,0377517068383	35,4646200721837
22	18,1672296564075	28,0377517068383	35,4646200721837	39,3678198664852
23	28,0377517068383	35,4646200721837	39,3678198664852	37,4292666613912
24	35,4646200721837	39,3678198664852	37,4292666613912	31,9243405349638
25	39,3678198664852	37,4292666613912	31,9243405349638	27,9979525035076

Рис 7. Сдвиг данных.

Далее делаем сдвиг (или “скользящее окно”), как показано на рисунке 7. Вместо одного столбца получаем 4. 3 столбца это входные данные для нейронной сети (SELLSB2, SELLSB1, SELLSB0), один столбец – выходной (SELLSF1). В данном случае скользящее окно сделано с глубиной погружения 3 и горизонтом 1. То есть на основе данных за 3 недели будет делаться прогноз на 1 неделю вперед. В результате экспериментов было установлено, что такие параметры наиболее приемлемы в данной задаче.

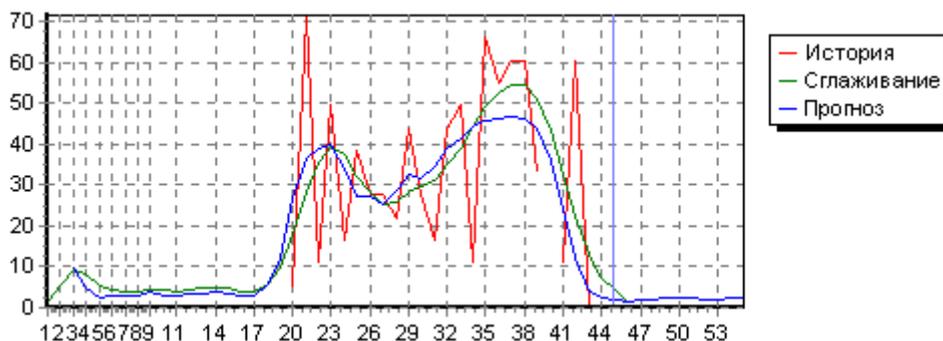


Рис.8 Прогнозирование с помощью обученной нейронной сети.

На рисунке 8 синим цветом показано поведение нейронной сети. Зеленым цветом показаны данные, на которых она обучалась. Начиная с 43 недели построен прогноз. Можно сравнить прогнозы, сделанные с помощью коэффициентов сезонности и нейронных сетей (рисунки 9 и 10 соответственно).

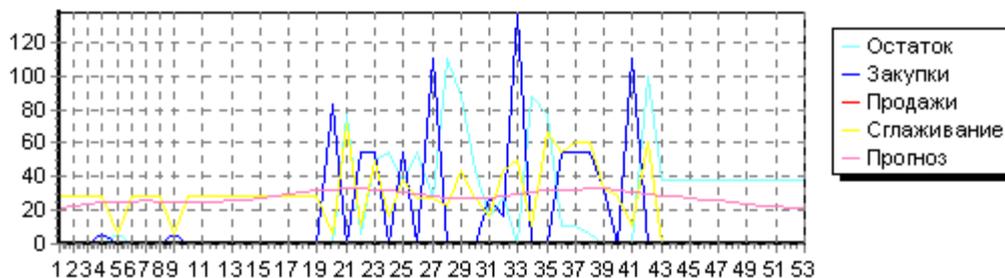


Рис. 9 Печенье “К чаю”.

Прогнозирование с помощью коэффициентов сезонности.

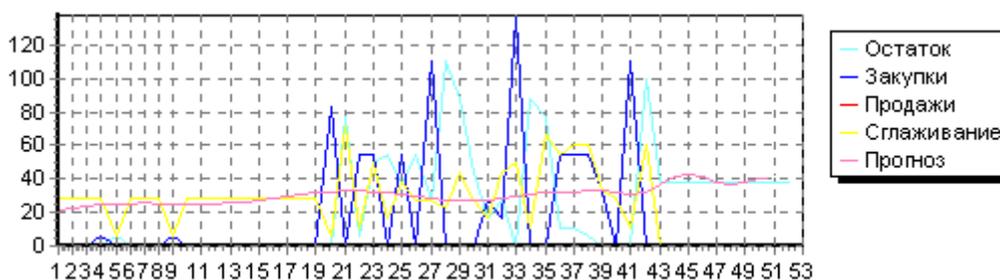


Рис.10 Печенье “К чаю”.
Прогнозирование с помощью нейронных сетей.

Как видно из рисунков сезонность дает более ровный прогноз, а нейронная сеть предсказывает некоторые колебания. В результате ряда экспериментов было установлено, что нейронные сети подходят для тех товаров, которые имеют повторяющиеся колебания в течение года.

Например если товар имеет несколько пиков в течение года, то нейронная сеть скорее всего распознает очередной подъем и спад. Коэффициенты сезонности как нельзя лучше подходят товарам, спрос на которые в большинстве случаев зависит прежде всего от времени года.

Было решено оставить право выбора эксперту прогнозировать одним, либо другим методом. Сначала пользователь обрабатывает все позиции по сезонности, затем, ключевые позиции, представляющие для компании интерес прогнозирует с помощью нейронных сетей.

6. Расчет календарного плана.

Сам механизм расчета календарного плана был полностью представлен специалистами заказчика и основан на таких ограничивающих факторах, как лимит оборотных денежных средств с одной стороны и минимальном падении продаж по производителю с другой стороны. То есть, как только объемы продаж могут опуститься ниже определенного порога, значит, пора назначать день закупки.

Для того, чтобы оценивать потери введено понятие дефицитности. Коэффициент дефицитности рассчитывается для каждого производителя по следующей формуле:

$$(4) \quad KD = \frac{\sum_{i=1}^n ((Q_{pi} - Q_{ri}) * P_i)}{\sum_{i=1}^n (Q_{pi} * P_i)} * 100, \quad Q_{pi} > Q_{ri}$$

где Q_{pi} – прогнозируемое количество продаж в день товара i ,
 Q_{ri} – остаток товара i на складе,
 P_i – отпускная цена единицы товара i .

Практически применение коэффициентов происходит следующим образом. По каждому производителю в справочнике предприятий эксперт выставляет величину 0 до 100 напротив каждого производителя. Система при расчете календаря закупок находит такой день в который падение объема продаж составляет величину большую, чем коэффициент дефицитности в справочнике. Другими словами коэффициент дефицитности есть ничто иное как мера потребности присутствия товара на складе по конкретному производителю.

Примечательно, что товароведы считали, что работают на уровне 80% дефицитности, а на самом деле это значение получилось около 40%. То есть закупки производились намного позже, чем этого требовала ситуация на складе.

После того как назначен день закупки (назовем его днем первой закупки), система должна рассчитать, какое количество товара нужно закупить так чтобы он закончился в один день, на сумму выделенную товароведом по каждому производителю, с учетом остатков на складе.

Количество дней до следующей закупки k подбирается так, чтобы удовлетворялось равенство:

$$(5) \quad Sm = \sum_{i=0}^{ic} \left(\sum_{n=0}^k Qpni - Qri \right) * Pi$$

где Sm – сумма, выделенная на закупку,
 ic – количество товара по производителю,
 k – количество дней до следующей закупки,
 $Qpni$ – прогноз продаж товара i на день n ,
 Qri – остаток товара i на складе,
 Pi – цена поставщика за единицу товара i

После того как определена дата следующей закупки

$$(6) \quad Dnext = Dp + k$$

где Dp – дата закупки,
 k – количество рабочих дней

Количество каждого товара i для закупки будет вычисляться как:

$$(7) \quad Qi = \sum_{n=0}^k Qpni - Qri$$

где $Qpni$ – прогнозируемые продажи товара i в день n , считая со дня первой закупки,
 Qri – остаток товара i на складе в день первой закупки

После того как произведены все расчеты товаровед может получить ответ на следующие вопросы

- ✓ Какой товар следует закупить
- ✓ В каком количестве закупать товар
- ✓ Какого числа должна быть произведена закупка по каждому производителю
- ✓ На какой период хватит запасов товара при планируемой закупке
- ✓ Когда будет дата следующей закупки

Для других областей оптовой торговли такие механизмы расчета не всегда подходят. У некоторых фирм сдерживающим фактором является объем склада, для других грузоподъемность транспортных средств, для третьих сроки хранения. Но такие факторы есть всегда и их следует включать в систему в виде отдельных блоков в стороне от прогнозирования, с возможностью настройки экспертом. Так мы и поступили в системе Logistic, один из вариантов расчетов был сделан так, чтобы полностью загрузить транспортное средство, чтобы не выполнять дополнительных рейсов.

Заключение.

Для решения задачи эффективной закупки использовались различные методы анализа – вейвлет преобразования, добыча знаний, нейронные сети, но ни один из них в одиночку не привел бы к решению задачи. Успех дает только их удачная комбинация. Функционирование подобных систем требует тесного взаимодействия программы и человека, как на этапе предварительной настройки, так и на этапе получения окончательных результатов.

В конечном итоге при минимальных затратах клиенты получают необходимое количество нужного им товара. Отдача от работы склада получается максимальной.

Мурзинов В.А.
Компания “ Дом сладостей Княжеская Русь”

Микитюк С.В.
Компания “Silentium”

2003 г.