

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СКЛАДСКИХ ЗАПАСОВ

Е.А. ШУМКОВ

*Кубанский государственный технологический университет,
350072, Российская Федерация, г. Краснодар, ул. Московская, 2;
электронная почта: sneveld@rambler.ru*

В статье рассмотрена задача прогнозирования складских запасов торгового предприятия. Выделены основные методы прогнозирования, используемые при определении товарных запасов на складе на следующие временные итерации. Отмечены достоинства и недостатки различных подходов к прогнозированию складских запасов. Рассмотрен вопрос применения искусственных нейронных сетей при прогнозировании логистических показателей, показаны основные схемы применения данного подхода и даны рекомендации по использованию нейронных сетей для прогнозирования. Также рассмотрены задачи краткосрочного и долгосрочного прогнозирования.

Ключевые слова: складские запасы, логистические показатели, объем продаж, прогнозирование запасов, прогнозирование продаж, нейронные сети, многослойный персептрон, применение нейросетей, нейросетевое прогнозирование.

Склад является одним из самых необходимых элементов практически любого бизнеса. У склада существует много подстраиваемых параметров, но основной, конечно, это количество (объем, а иногда и масса) и ассортимент товаров на территории склада. Отметим также такой параметр, как количество перемещений товаров на складе.

Одна из основных проблем в работе склада – это определение количества товара, которое необходимо иметь на складе в текущий и последующие моменты времени. Оптимизация загрузки склада является одной из приоритетных задач практически для любой компании [6]. В данной работе не рассматривается производственная и информационная логистика, только логистическая задача торгового предприятия. Обычно компания торгует большим количеством номенклатуры, но ходовыми являются примерно 20-25% от общего числа. Товар обычно разделяется на две категории – скоропортящийся и с длительным сроком хранения. Товары с малым сроком хранения обычно относятся к продуктам питания. В случае не продуктового сектора можно условно выделить современные и устаревающие товары,

например, это относится к телевизорам, компьютерной технике и т.д. В ряде направлений торговли можно выделить товары с сезонной составляющей, например, летние – зимние вещи, прохладительные напитки, мороженое и т.д. В ряде случаев можно даже ввести праздничные товары, которые хорошо раскупаются перед праздниками – различные праздничные сувениры, искусственные елки, шампанское и т.д.

Уровень складских запасов можно условно определить так – «в случае запроса клиента товар должен быть на складе, в случае отсутствия он должен быть доставлен в кратчайшие сроки». Ведь если товара не будет у продавца, то, скорее всего клиент уйдет в другую фирму, а это прямые финансовые потери.

Существует достаточно большое количество способов и методик расчета необходимого количества товаров на складе (в том числе, как подзадачи прогнозирования объема продаж). Выделим следующие [6, 9]:

- расчет (прогнозирование) с помощью скользящей средней (простой, экспоненциальной и др.). Другое название – расчет по последней скорости продаж или экстраполяция по скользящей средней. Экспоненциальная модель используется в случае, если необходимо учитывать возраст наблюдения;
- прогнозирование на основе колебаний;
- регрессионные модели (линейные и нелинейные, авторегрессионные);
- расчет с помощью коэффициентов сезонности и др.

У каждого способа есть свои достоинства и недостатки, например, при расчете по последней скорости не учитывается нехватка товаров на складе. Расчет с помощью коэффициентов сезонности пригоден для товаров с явно выраженной сезонной составляющей и т.д. Многие методы не учитывают причинно – следственные связи объема продаж. Можно даже определить подход - фундаментальный анализ продаж (логистических показателей). По сути, причинно – следственные связи анализируются только в регрессионных моделях [7] и, отчасти при нейросетевом прогнозировании¹. Следует отметить,

¹ Если, конечно, не считать фактор сезонности, как причинно – следственный фактор.

что существуют и другие подходы, в том числе и довольно сложные, как например, использование методов нелинейной динамики [4].

Вообще говоря, при определении складских запасов можно отталкиваться от трех временных рядов. Первый – на основании продаж, второй – на основании остатков товара на складе, третий, редко – на основании закупок. Возможны также различные комбинационные варианты, а также добавление спроса. Логичнее, конечно, отталкиваться от продаж, но ведь существуют операционные складские потери товара: а) списание на основании инвентаризации, б) товары с истекшим сроком годности, в) товары с потерей товарного вида при хранении и транспортировке (здесь или отдельно можно добавить выявленный заводской брак) и т.д. Наиболее популярным, на взгляд автора, является использование данных по продажам. Момент «был заказ на товар, но его не было на складе» можно учесть, только если в информационной системе предприятия учитывается заказ, не перешедший в статус «продано».

Нередко логистики компаний поступают следующим образом (и так обычно поступают товароведы/владельцы небольших и средних магазинов [9]) – берется скользящая средняя с небольшим периодом, например, 2-3 недели и на основании данной динамики рассчитывается примерное количество товаров, которое потребуется на следующей неделе и запас товаров определяется только на неделю вперед, то есть с коротким горизонтом планирования. В тоже время в скользящей средней, несмотря на всю ее простоту, заложен серьезный потенциал. Данный подход хорошо работает, если спрос стабилен, что происходит далеко не всегда. Опытные товароведы/логистики в добавок к скользящей средней поднимают данные за прошлые годы, и, имея представления о подъемах и спадах, делают поправку к закупкам.

Согласно [1, 9] при прогнозировании продаж товаров необходимо выполнить следующие этапы:

- извлечение данных;
- формализация знаний эксперта (логистика);
- сглаживание и предобработка;

- определение сезонности;
- прогнозирование продаж;
- расчет календарного плана и т.д.

После извлечения данные 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. Это можно сделать различными способами, например, с помощью вейвлет–преобразования. Отметим, что практически на каждом этапе необходим опыт логистика. В частности, при предобработке данных, если, допустим товара не было на складе и/или по каким-либо причинам нет данных о продажах в определенные интервалы времени, то необходимо «восполнить пробелы» в данных, например, с помощью формулы 1.

$$S_{M+1}^T = \beta \frac{\sum_{i=1}^M S_i^T}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^K S_{ij}} \sum_{j=1}^K S_j^{M+1} \quad (1),$$

где S_{M+1}^T -вероятное количество проданного товара T , которого не было на складе в день $M + 1$; M - количество учетных дней торговли по фиксированному дню недели, например если заполняются данные за понедельник, то по i выбираются только даты, которые приходились на понедельник и т. д.; K - количество товара в группе; β - коэффициент вводимый экспертом;

Для улучшения результатов прогнозирования целесообразно проводить анализ временного ряда на наличие тренда (линейного, логарифмического, полиномиального и др.) [6].

Интересный момент возникает, когда товар новый и только поступил в продажу, то для формирования (*псевдо* -) истории берется аналогичный товар из его группы номенклатуры или изучаются возможности по использованию динамики продаж по предыдущим вводам новых товаров.

И отдельного исследования заслуживает прогнозирование продаж перед крупными праздниками, особенно Нового Года (в некоторых странах есть даже индекс предновогодних распродаж). В предпраздничные дни возможны крайне высокие уровни продаж по многим направлениям и, если запасы оказались недостаточны, то возможны высокие уровни упущенной финансовой выгоды. С другой стороны, может оказаться, что склад после праздников будет перегружен нераспроданной продукцией.

При прогнозировании продаж товаров, кроме всего прочего, необходимо учитывать рекламную кампанию, конъюнктуру рынка, действия конкурентов и т.д. Немаловажным фактором являются даты получения зарплат, авансов и пенсий населением. Например, в госучреждениях зарплаты выдаются обычно 4-5 числа. Вообще говоря, существует большое количество факторов влияющих на продажи и для разных товаров эти факторы могут различаться (например, для бытовой техники и бытовой химии).

Одним из немногих способов, способных учесть большое количество факторов и историю продаж за прошлые годы, является использование искусственной нейронной сети. Задача прогнозирования объемов продаж и складских запасов с помощью нейронных сетей описывается, например, в работах [5, 9], но без единого, обобщенного подхода. Ниже будут даны базовые, обобщенные рекомендации по прогнозированию объема продаж с помощью нейронной сети.

На рисунке 1 показана нейронная сеть с входами по истории продаж и дополнительными параметрами.

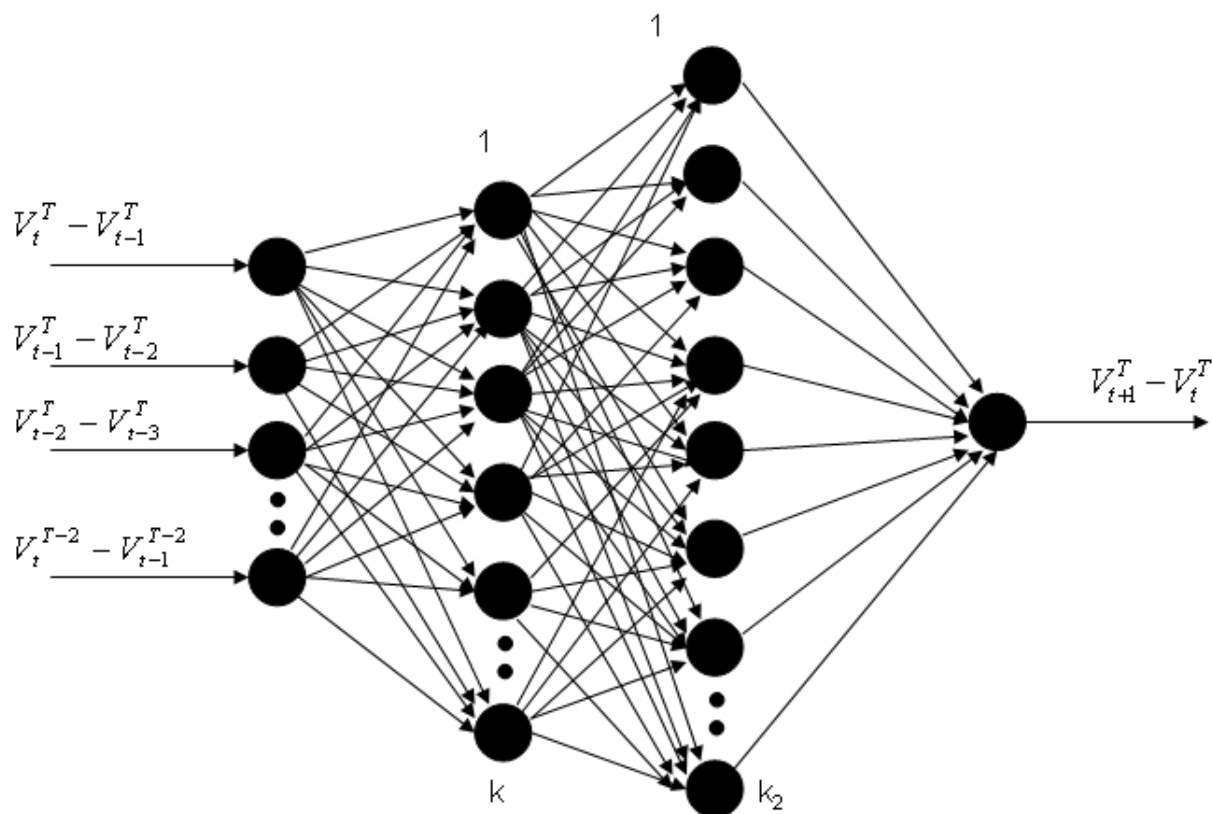


Рисунок 1 - Прогнозирующая нейронная сеть

В качестве входных данных логично подавать «скользящее окно» за последний месяц – данные по четырем неделям (если горизонт прогнозирования - неделя), а также данные по продажам по данной неделе прошлых годов (обычно за 1 – 3 года). «Скользящее окно» - таблица 1. Отметим, что подается не абсолютное значение продаж, а относительное. Также прогнозируется количество товара², а не сумма продаж. Выходом является значение $V_{t+1}^T - V_t^T$, где t - временная итерация (день или неделя), а T - год.

Таблица 1 – «Скользящее окно» для прогнозирования объема продаж

№	1 вход	2 вход	3 вход	...	N вход	(N+1) вход
1	$V_t^T - V_{t-1}^T$	$V_{t-1}^T - V_{t-2}^T$	$V_{t-2}^T - V_{t-3}^T$...	$V_t^{T-1} - V_{t-1}^{T-1}$	$V_t^{T-2} - V_{t-1}^{T-2}$
2	$V_{t-1}^T - V_{t-2}^T$	$V_{t-2}^T - V_{t-3}^T$	$V_{t-3}^T - V_{t-4}^T$...	$V_{t-1}^{T-1} - V_{t-2}^{T-1}$	$V_{t-1}^{T-2} - V_{t-2}^{T-2}$
...

² Часто удобнее брать укрупненные единицы измерения количества, например, поддон, коробка, цистерна и т.д.

В ряде случаев достаточно, чтобы хорошо прогнозировался знак изменения объема продаж [9]. В некоторых случаях важен не столько точный прогноз конкретного товара, сколько прогнозирование и планирование ассортиментных поставок продукции [6].

Кроме вышеперечисленных этапов прогнозирования продаж, в случае нейросетевого подхода, необходимо также выполнить дополнительные шаги: определение размера и структуры выборки, нормирование входных и выходных переменных, подбор архитектуры нейронной сети, ее структуры и выбор метода обучения согласно архитектуре. И собственно обучить нейронную сеть, проверить ее на валидационной выборке и в итоге использовать в реальных условиях.

В качестве архитектуры нейронной сети целесообразно применять многослойный персептрон, как самый универсальный, а в качестве метода обучения – алгоритм обратного распространения ошибки или алгоритм RProp, если необходимо прогнозировать только знак изменения продаж.

Главный недостаток нейронной сети – нужен специалист, разбирающийся в них. В тоже время обученная сеть может использоваться достаточно долго без перенастройки. В случае, если переобучение необходимо, можно задействовать принцип обучения с подкреплением, как показано в работах [2, 8, 9], чтобы минимизировать участие эксперта в настройке нейронной сети. Особенно адаптивная система прогнозирования необходима, если компания оперирует большим количеством номенклатуры продаваемых товаров.

В задаче определения складских запасов необходимо определять значение запасов по большому количеству номенклатуры. Отметим следующий широко распространенный подход – большая часть номенклатуры имеет небольшой оборот и, как отмечено выше, наибольший оборот идет по 20-25% от всего ассортимента товаров. Поэтому целесообразно прогнозировать только эти 20-25%, а остальные, если руководствоваться терминами ABC – анализа, категорию С – либо не прогнозировать, либо использовать метод по последней скорости продаж, а категорию В – прогнозировать по группам товаров. Очень

часто используется XYZ – анализ [3], как фильтр прогнозировать объемы продаж конкретного товар или нет.

Также необходимо отдельно остановиться на горизонте прогнозирования. Как известно – тактически прогнозируется с коротким или среднесрочным горизонтом, неделя – месяц, но стратегически менеджмент компании интересуется долгосрочный прогноз – на квартал и более. Но, чем дальше горизонт прогнозирования, тем выше ошибка прогноза [9]. Здесь возможны несколько вариантов применения нейронных сетей, но они требуют дополнительной проверки. Вариант А): использование для прогнозирования нейронных сетей с несколькими выходами, при этом каждый выход отвечает за номер временной итерации, например, 1-выход за $t+1$ неделю, 2-й за $t+2$ неделю и т.д. Вариант Б): используется нейронная сеть с одним выходом и прогнозное значение на $t+1$ итерацию подается на входы нейронной сети и получается значение на $t+2$ итерацию и т.д. Отметим, что для долгосрочного прогноза априори требуется обучающая выборка большего размера и ширина скользящего окна также увеличивается.

В заключении необходимо отметить, что любая прогностическая модель в идеале должна содержать обратную связь, которая бы отслеживала ошибку прогнозирования [7] и корректировала прогностическую модель, как например, в работе [9].

ЛИТЕРАТУРА

1. Бычков А.В. Нейросетевое управление рентабельностью предприятия. Дисс...канд. техн. наук. Краснодар: КубГТУ.2001. - 156 с.
2. Воротников С.А., Ключко В.И., Стасевич В.П., Шумков Е.А. Адаптивные системы на основе самообучающихся нейросетей // Научные труды Кубанского государственного технологического университета. 2002. Т.ХVI, вып. 2. с. 192 – 198.
3. Гаджинский А.М. Логистика: учебник для бакалавров. М.: Издательско – торговая корпорация «Дашков и К», 2013. 420 с.

4. Димитриенко Ю.И., Димитриенко О.Ю. Прогнозирование динамики массовых продаж на основе модели жестких кластеров покупателей // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. «Естественные науки». 2011, № СПЕС. с. 233 – 247.

5. Иванец Д.В., Атинк Д.К. Прогнозирование с помощью нейронных сетей // Прикладная математика и фундаментальная информатика. 2015, №2. с. 126 – 131.

6. Наркевич Л.В., Боровикова К.П. Прогнозирование объема продаж торговой организации с учетом колебаний спроса // Вестник Белорусско – Российского университета. 2013, №1. с. 116 – 123.

7. Рубашкин Г.В. Прогнозирование объемов продаж промышленных предприятий на основе моделей множественной линейной регрессии // Экономический анализ: теория и практика. 2006, №8. с. 51 – 57.

8. Стасевич В.П., Шумков Е.А. Построение адаптивных систем управления на основе топологии ‘Внутренний учитель’ // Инновационные процессы в высшей школе: Материалы IX Всероссийской научно – практической конференции. – Краснодар: КубГТУ, 2003. с. 136.

9. Шумков Е.А. Система поддержки принятия решений предприятия на основе нейросетевых технологий. Дисс. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук. Краснодар: КубГТУ. 2004. 158 с.

REFERENCES

1. Bychkov A.V. Neyrosetevoye upravlenie rentabelnostyu predpriyatiya. Diss...kand. tekhn. nauk. Krasnodar: KubGTU.2001. - 156 s.

2. Vorotnikov S.A., Klyuchko V.I., Stasevich V.P., Shumkov E.A. Adaptivnyye sistemy na osnove samoobuchayushchikhsya neyrosetey // Nauchnye trudy Kubanskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. 2002. T.XVI, vyp. 2. s. 192 – 198.

3. Gadzhinskiy A.M. Logistika: uchebnik dlya bakalavrov. M.: Izdatelsko – trgovaya korporatsiya «Dashkov i K», 2013. 420 s.

4. Dimitrienko Yu.I., Dimitrienko O.Yu. Prognozirovaniye dinamiki massovykh prodazh na osnove modeli zhestkikh klasterov pokupateley // Vestnik MGTU im. N.E. Baumana. Ser. «Estestvennyye nauki». 2011, № SPEC. s. 233 – 247.

5. Ivanets D.V., Atink D.K. Prognozirovaniye s pomoshchyu neyronnyy setey // Prikladnaya matematika i fundamentalnaya informatika. 2015, №2. s. 126 – 131.

6. Narkevich L.V., Borovikova K.P. Prognozirovaniye obema prodazh trgovoy organizatsii s uchetom kolebaniy sprosа // Vestnik Belorussko – Rossiyskogo universiteta. 2013, №1. s. 116 – 123.

7. Rubashkin G.V. Prognozirovaniye obemov prodazh promyshlennykh predpriyatiy na osnove modeley mnozhestvennoy lineynoy regressii // Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika. 2006, №8. s. 51 – 57.

8. Stasevich V.P., Shumkov E.A. Postroeniye adaptivnykh sistem upravleniya na osnove topologii ‘Vnutrenniy uchitel’ // Innovatsionnyye protsessy v vysshey shkole: Materialy IX Vserossiyskoy nauchno – prakticheskoy konferentsii. – Krasnodar: KubGTU, 2003. s. 136.

9. Shumkov E.A. Sistema podderzhki prinyatiya resheniy predpriyatiya na osnove neyrosetevykh tekhnologiy. Diss... kand. tekhn. nauk. Krasnodar: KubGTU. 2004. 158 s.

PREDICTION WAREHOUSE STOCK

E.A. SHUMKOV

*Kuban State Technological University,
2, Moskovskaya st., Krasnodar, Russian Federation, 350072,
e-mail: sneveld@rambler.ru*

The article considers the problem of forecasting of stocks of commercial enterprise. Main forecasting methods used in the determination of inventory in stock at the following time iteration. The advantages and disadvantages of different approaches to forecasting inventory. The question of application of artificial neural networks in forecasting of logistics performance, shows the basic schema of this approach and recommendations on the use of neural networks for forecasting. Also the objectives of short-term and long-term forecasting.

Key words: inventory, logistics performance, sales, forecasting inventory, sales forecasting, neural network, multilayer perceptron, the use of neural networks, neural network forecasting.