

УДК 519.86

Л. В. Липинский, Д. Н. Жиратков**МОДЕЛИ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ
ПРИ УПРАВЛЕНИИ ЗАПАСАМИ**

В работе рассматриваются подходы к прогнозированию спроса на предприятии с помощью нейросетевых моделей и линейной регрессии и стратегии принятия решения при управлении запасами.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, линейная регрессия, управление запасами.

Современные предприниматели сталкиваются с большим количеством вопросов и проблем: где приобрести, куда продать, сколько закупить, когда закупить, сколько хранить на складе. На все эти вопросы руководителям фирм приходится отвечать едва ли не каждый день. И если на вопросы «Где купить?», «Куда и как продать?» ответы являются в большинстве случаев долгосрочными, то на вопросы «Сколько закупить?», «Когда закупить?» и «Сколько хранить на складе?» готового ответа нет.

Таким образом, разработка алгоритмического обеспечения поддержки принятия решения при управлении запасами является актуальной задачей, решение которой позволит снизить материальные и временные затраты, связанные со снабжением предприятия.

Управление складскими запасами

Управление складскими запасами — это целая система взаимосвязанных процессов. Рассмотрим, что такое склад в целом. Склад — сооружение, здание, устройство, предназначенное для приемки, размещения и хранения поступающих на него товаров, подготовки их к потреблению и отпуску потребителям [1, с. 15]. Склад обеспечивает сохранность материальных ценностей, позволяет накапливать необходимые запасы. Запас материалов необходим практически для каждого вида деятельности, связанного с привлечением поставок от партнеров или смежников. Исходя из определения для того, чтобы склад функционировал, он должен периодически пополняться. Причинами пополнения склада можно назвать:

Липинский Леонид Витальевич — кандидат технических наук, доцент (Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева, Красноярск); e-mail: LipinskiyL@mail.ru

Жиратков Даниил Николаевич — аспирант (Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева, Красноярск); e-mail: ghiratkov@mail.ru

© Липинский Л. В., Жиратков Д. Н., 2015

необходимость накопления партии потребления при поставке малых партий от партнеров;

необходимость накопления партии транспортировки при изготовлении малыми партиями;

рассогласование режимов работы поставщика и потребителя;

компенсацию сбоев в системе поставок материалов [1, с. 15].

Основная цель управления складскими запасами – обеспечение минимального уровня складских запасов при минимизации затрат на их содержание, но в то же время поддержание максимально качественного уровня обеспечения подразделений или потребителей [3, с. 55–70]. Основным критерием при выборе стратегии управления запасами становится минимум издержек при максимуме прибыли.

Предприятие, содержащее складские запасы, производит своеобразные инвестиции, которые имеют термин «инвестиции в запасы» [3, с. 55–70].

Инвестиции в запасы – это крупные активы большинства промышленных и торговых предприятий, и важно, чтобы запасами управляли эффективно, чтобы эти инвестиции не становились неоправданно большими. Для этого нужно определить оптимальный уровень инвестиций в запасы, но при этом нужно учесть два нюанса, которые относятся к основной цели управления запасами.

Предприятие должно иметь достаточный запас для бесперебойной реализации, поставок и производства.

Предприятие должно избегать лишних запасов, которые могут превратиться в неликвидный остаток, устареть или испортиться.

Таким образом, можно сделать вывод, что процесс поставки товара на склад – это совокупность процессов взаимодействия нескольких участников, при котором могут возникать различные трудности и изменения.

Применение нейронных сетей и линейной регрессии для прогнозирования спроса

Прогнозирование спроса на товар осуществляется на основе исторических данных о товаре. Значение спроса в следующий момент времени вычисляется на основе значений спроса в предыдущие моменты времени. Это так называемый метод погружения. Чем больше исторических значений для прогнозирования используется, тем больше уровень погружения. Для успешного прогнозирования спроса на товар необходимо произвести ряд операций. В первую очередь необходимо произвести предобработку данных. Этап предобработки данных включает в себя ряд операций.

Восстановление пропусков. Как правило, таблицы с реальными данными содержат пропуски. Если пропусков немного, то данные с пропусками можно не учитывать. Если пропусков достаточно много, то такой подход приводит к потере большого количества информации. Либо пропуски заполняют средними значениями, либо проводят регрессионный анализ.

Кодирование данных. Этап преобразования нечисловых и категориальных переменных в числовой формат.

Сглаживание данных. Как правило, большое количество данных содержат «шумы», которые осложняют восстановление регрессии. Для снижения влияния «шумов» в данных применяют сглаживание или фильтрацию.

Форматирование данных — необходимый процесс преобразования данных в форму, в которой удобно проводить анализ данных.

Формирование модели. Общий алгоритм построения модели в общем случае не зависит от типа модели и состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Выбор типа модели, которая в дальнейшем будет использоваться для прогнозирования. В данной работе рассматриваются нейросетевые модели [5, с. 183–200] и линейная регрессия [2, с. 80–120].

Шаг 2. Определения параметров модели. При применении линейной регрессии от пользователя не требуется дополнительных настроек. Коэффициенты подбираются исходя из критериев наименьших квадратов. В свою очередь, использование искусственных нейронных сетей требует от пользователя проведения ряда процедур. В первую очередь необходимо определиться со структурой нейронной сети, какое количество слоев и нейронов применить. Это напрямую зависит от сложности исследования. Чем сложнее закономерности в данных и чем больше показателей необходимо проанализировать, тем более сложная структура сети применяется. Существуют подходы, позволяющие автоматизировать настройку нейросетевой модели [4, с. 22–26].

Шаг 3. Обучение. После того, как определена модель и выполнены соответствующие настройки, оптимизационные процедуры подбирают соответствующие весовые коэффициенты, чтобы уменьшить разницу (в смысле критерия наименьших квадратов) между выходом по обучающей выборке и выходом модели.

Шаг 4. Тестирование. На этом шаге сравниваются выходы по тестовой выборке и соответствующие выходы модели. Если разница небольшая, модель принимается, иначе происходит возврат на шаг 3, а при необходимости — на шаги 2 и 1.

Для исследования эффективности данного подхода были выбраны данные о продаже компании ООО «ЭПК Энергопромкомплекс» в Красноярске. Прогнозирование спроса осуществлялось для товаров: гофрированный рукав диаметром 16 мм, 20 мм и для клипсы диаметром 20 мм. Эти товары отличаются динамичным спросом, и именно с ними на предприятии возникают основные сложности. Для исследования подхода были построены модели спроса на основе линейной регрессии и нейронных сетей. Часть выборки (80 %) использовалась для настройки модели, и по этой части оценивалась ошибка на обучающей выборке, остальная часть (20 %) использовалась для проверки. По этой части выборки рассчитывалась ошибка тестовая. Ошибки рассчитывались по следующей формуле:

$$E = \frac{1}{\max(Y_i^*) - \min(Y_i^*)} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (Y_i - Y_i^*)^2} \quad (1)$$

Здесь, Y_i^* – реальные данные, Y_i – значение модели, N – объем выборки.

Численные эксперименты проводились в программной системе Matlab, результаты исследования приведены в таблице.

Таблица

Товар	Метод прогнозирования	Ошибка на тестовой выборке	Ошибка на обучающей выборке
Гофрированный рукав 16 мм	Нейронная сеть	9,3867	7,1008
Гофрированный рукав 16 мм	Линейная регрессия	9,6281	10,2220
Гофрированный рукав 20 мм	Нейронная сеть	8,7299	4,8109
Гофрированный рукав 20 мм	Линейная регрессия	9,0477	4,9698
Клипса диаметром 20 мм	Нейронная сеть	11,0683	5,2608
Клипса диаметром 20 мм	Линейная регрессия	7,8178	6,4567

Из таблицы видно, что нейросетевой подход, как правило, дает лучшие результаты, однако настройка нейронной сети требует специализированных знаний и умений эффективного подбора обучающих параметров.

Стратегия принятия решения

Принятие решения по достижению точки перезаказа – широко распространенная стратегия управления запасами. Данная стратегия определяет момент, когда необходимо сделать заказ. Однако вопрос об объеме заказа остается открытым. В условиях постоянного спроса, как правило, вырабатывается эффективный относительно регулярный объем заказов, который и применяется при управлении запасами. В случае, когда спрос меняется во времени, невозможно определить единый эффективный объем заказа. При принятии решения необходимо ориентироваться на прогнозные значения реализации.

Однако прогнозное значение редко совпадает с реальным. Прогноз всегда определяет будущее значение с некоторой точностью. Это необходимо учитывать при принятии решения. Предположим, имеются данные об объемах реализации и соответствующие прогнозные значения (рис. 1). Тогда можем определить некоторый интервальный «коридор», о попадании в который прогнозного значения можно судить с большой долей уверенности. Чем шире «коридор», тем выше уверенность, но тем менее ценным является прогноз. Чем уже «коридор», тем проще принимать решение, однако с меньшей уверенностью можно судить о том, что интервал «накрывает» истинное значение объемов реализации.

Таким образом, ширина «коридора» есть компромисс между точностью и надежностью.

Для определения ширины «коридора» необходимо определить процент точек – α , в которых мы готовы совершить ошибку. Из выборки удаляются α процентов точки, в которых происходит наибольшая ошибка.

На основе оставшейся выборки определяют коридор K по следующей формуле:

$$K = \pm \max(|Y^* - Y|), \quad (2)$$

где, Y и Y^* данные, полученные из исходной выборки удалением α процентов точек с наибольшей ошибкой.

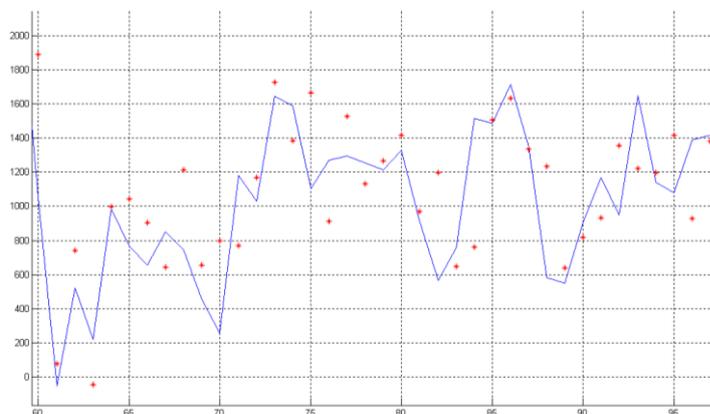


Рис. 1. Прогноз объемов реализации. Сплошной линией обозначены реальные данные, точками – прогнозные значения

На рисунке 2, 3 приведены коридоры с отсечением 5 и 10 процентов точек соответственно.

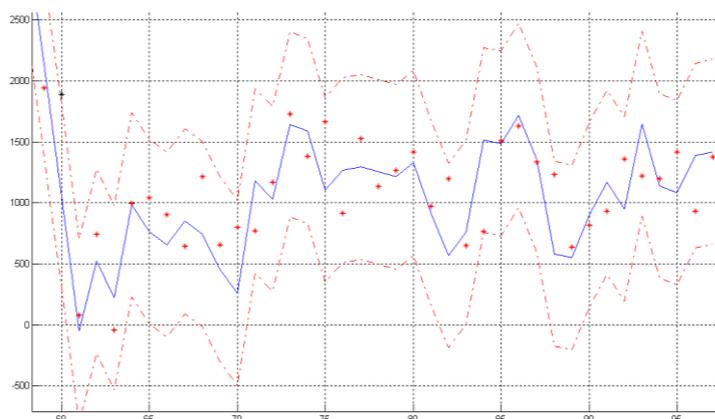


Рис. 2. «Коридор», построенный отсечением 5 % точек

Здесь сплошная линия – реальные данные, точками обозначен прогноз, пунктиром отмечен полученный «коридор».

Однако «коридор» не определяет конкретного значения объема запасов, который необходимо обеспечить, а отбрасывает заведомо неэффективные значения.

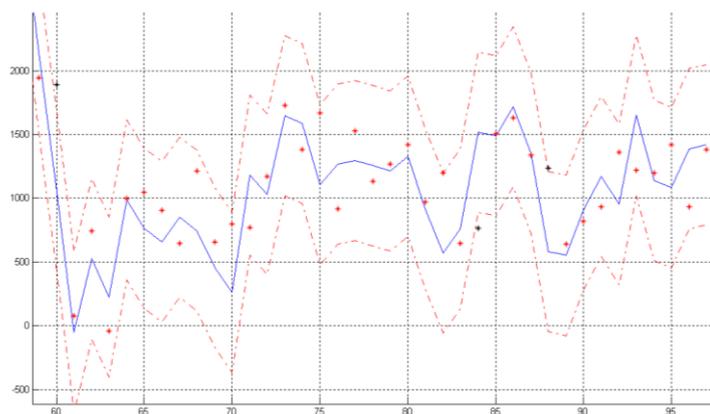


Рис. 3. «Коридор», построенный отсечением 10 % точек

Выбор конкретного значения запаса из интервала определяется двумя основными критериями: риск того, что товар останется на складе нереализованным долгое время, и риск того, что спрос в некоторый момент времени может остаться неудовлетворенным.

Таким образом, весь алгоритм принятия решения можно представить в виде следующих шагов.

Шаг 1. Провести анализ данных. На этом шаге осуществляется сбор необходимых данных, обработка, формирование модели.

Шаг 2. На основе полученной модели (шаг 1) получить прогнозное значение объемов реализации.

Шаг 3. На основе полученного прогнозного значения (шаг 2) определить коридор возможного реального значения (рис. 4).

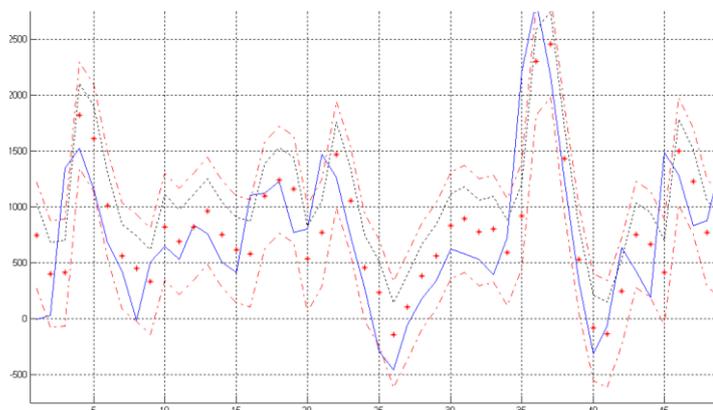


Рис. 4. «Коридор», построенный относительно спрогнозированных значений

Шаг 4. Исходя из приоритетов организации выбрать значение объема запасов из «коридора». На рисунке 4 объемы запасов определены как 80 % от ширины «коридора». В большинстве случаев объемы запасов

превышают объемы реализации. При таком подходе минимизируется риск дефицита товара на складе. Объем заказа определяется как разница между желаемым объемом запасов и текущими остатками на складе.

Здесь сплошной линией обозначены реальные данные, пунктиром с точкой — границы коридора, точками — спрогнозированные значения, пунктиром обозначены объемы заказа.

Данный алгоритм не является строго формализованным, и его можно адаптировать под цели и задачи конкретного предприятия.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Волгин В. В. Логистика приемки и отгрузки товаров. 3-е изд. перераб. и доп. М.: Дашков и К, 2011. 459 с.
2. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессия. М.: Финансы и статистика, 1981. 304 с.
3. Круглое М. И. Стратегическое управление компанией. М.: Русская деловая литература, 2003. 768 с.
4. Липинский Л. В. Семенкин Е. С. Применение алгоритма генетического программирования в задачах автоматизации проектирования интеллектуальных информационных технологий // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. ак. М. Ф. Решетнева. 2006. Вып. 3(10). С. 22–26.
5. Тархов Д. А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. Кн. 18. М.: Радиотехника 2005. 256 с.

* * *

Lipinskiy Leonid V., Zhiratkov Daniil N.,
THE MODELS OF SUPPORT DECISION-MAKING IN THE MANAGEMENT OF STOCKS
 Siberian State Aerospace University, Russia Federation, Krasnoyarsk

The paper deals with approaches to forecasting demand of enterprise using neural network models, linear regression and decision-making strategies in the management of stocks.

Keywords: Neural network models, linear regression, management of stocks.

REFERENCES

1. Volgin V. V. *Logistika priemki i otgruzki tovarov* (Logistics shipping and receiving goods), Third edition revised and updated, Moscow, 2011. 459 p.
2. Demidenko E. Z. *Lineynaya i nelineynaya regressiya* (Linear and nonlinear regression), Moscow, 1981. 304 p.
3. Krugloe M. I. *Strategicheskoe upravlenie kompaniy* (Strategic management of the company), Moscow, 2003. 768 p.
4. Lipinsky L. V. Semenkin E. S. Use genetic programming algorithm to design automation tasks intelligent information technology [Primenenie algoritma geneticheskogo programmirovaniya v zadachakh avtomatizatsii proektirovaniya intellektual'nykh informatsionnykh tekhnologiy], *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo aerokosmicheskogo universiteta im. ak. M. F. Reshetneva*, 2006, issue 3(10), pp. 22–26.
5. Tarhov D. A. *Neyronnye seti. Modeli i algoritmy* (Neural networks. Models and algorithms), book 18, Moskow, 2005, 256 p.

* * *