

В. Н. Бугорский, Н. А. Никитин

Нейронные сети в управлении розничной торговлей

В России в 90-х годах прошлого века произошла смена экономических систем: плановая экономика уступила место рыночной экономической системе. Благодаря сложившимся приватизационным процессам, займам иностранных банков и других финансовых систем экономика России стала развиваться в новых условиях.

Одним из признаков, определяющих становление рыночных отношений, является повышение покупательской способности населения и, как следствие, рост числа предприятий розничной торговли. За последнее десятилетие произошло изменение форматов предприятий розничной торговли. На смену ларькам, палаткам и киоскам пришли крупные, современные, технически оборудованные розничные сети.

Для успешной работы розничной сети необходима слаженная работа всех ее подразделений, современное оборудование для обеспечения бизнес-процессов, достоверная своевременная информация. Использование корпоративной информационной системы позволяет решить эти и многие другие проблемы. Однако зачастую методы для автоматизированного управления запасами, используемые в информационных системах, требуют совершенствования.

Общая структура сети розничной торговли представляет совокупность следующих элементов:

- Центральный офис
- Распределительный центр
- Точки реализации

Центральный офис отвечает за управление всей сетью. Там накапливается и обрабатывается информация о закупках, продажах и т. п.

Распределительный центр — общее хранилище товаров, откуда впоследствии товары будут доставляться в точки реализации.

Точка реализации — магазин, палатка, место на рынке и т. п. Место, где товар попадает к потребителю, а сеть розничной торговли получает выручку.

Информация о закупках передается поставщику, товары от поставщиков поступают на центральный склад, информация о наличии товаров передается от центрального склада в центральный офис, центральный офис передает информацию в распределительный центр о том, какой товар необходимо доставить в определенный магазин, товар доставляется из распределительного центра в магазин, где реализуется конечному потребителю. Магазин передает информацию о наличии товара в центральный офис, который в свою очередь определяет необходимость закупки товаров.

Вся информация хранится в ERP-системе центрального офиса. На основании этой информации в центральном офисе принимаются управленческие решения. Для упрощения взаимодействия с поставщиками отдел закупок пользуется CRM-системой или CRM-модулем ERP-системы. На практике это, как правило, разные системы, интегрированные друг в друга. Центральный склад использует систему управления складом для учета остатков и движения товаров через распределительный центр. В магазинах используется система управления ККМ для сбора информации, проходящей через кассовые аппараты.

В идеальном случае все эти четыре системы должны быть модулями одной системы, чтобы у руководства были дан-

ные для принятия верных управленческих решений. Это могут быть и разные системы разных производителей, установленные на разных платформах, но тогда все эти системы должны быть тесно интегрированы друг в друга. На практике же эти системы никак не связаны друг с другом и хранят дублирующую, зачастую недостоверную, информацию.

Отделы закупок анализируют остатки по складам (центральный склад, магазины), передают соответствующую информацию поставщику, от которого в дальнейшем товары поступают на центральный склад и по магазинам. Очевидно, что если прогноз окажется недостоверным, то в результате получим избыточный запас товара. Это является прямыми убытками. Мы не только омертвляем запасом оборотные средства, но и увеличиваем расходы на хранение, кроме того, мы можем полностью потерять вложенные деньги, если на товар ограничен срок годности.

Прогнозирование ассортиментной структуры платежеспособного спроса на конкретные товары осуществляется предприятиями торговли и сферы услуг всех форм собственности как самостоятельными рыночными структурами. Оно реализуется, как правило, в оперативном периоде (день, декада, месяц, квартал) и формируется как проблема прогнозирования микроспроса.

При постановке задач прогнозирования спроса необходимо иметь в виду, что они решаются по мере выявления основных закономерностей и тенденций развития спроса в прошлом, настоящем и при условии их сохранения в определенном будущем. Поэтому важно правильно выбрать и обосновать период для анализа процесса формирования спроса.

Процесс формирования спроса населения представляет собой сложное экономическое явление. В торговых предприятиях завершается процесс обращения товаров, путем приобретения определенных товаров покупатели удов-

летворяют свои потребности. В фокусе торгового предприятия реализуется воздействие всей массы факторов платежеспособного спроса. Однако при изучении поведения конкретного потребителя трудно разделить воздействие каждого из социально-экономических факторов, выявить их особенности на уровне торгового предприятия, количественно определить их воздействие. В то же время на данном уровне управления при общем воздействии на формирование и развитие спроса факторов экономического характера значительное влияние на конечные результаты продажи товаров оказывают организация торгового процесса и снабжения товарами, реклама, поведение покупателей. Кроме того, трудно получить исходные данные о комплексе факторов, формирующих спрос в районе деятельности предприятия. Поэтому, как правило, торговые предприятия располагают и вынуждены оперировать данными о продаже товаров, более или менее репрезентативно отражающими процесс удовлетворения спроса. Их можно также использовать для исследования процесса формирования спроса покупателей района деятельности, как во внутригрупповом, так и детальном ассортименте. Ожидаемый спрос можно представить в виде следующих составляющих:

$$C = C_p + C_n, \quad (1)$$

где C_p — реализованный спрос, C_n — неудовлетворенный спрос.

Но формула 1 не отражает влияния таких факторов, как сезонные (периодические) и случайные колебания спроса, вызванные такими объективными причинами, как разрыв между производством и потреблением или сезонным характером спроса на определенные товары. Например, спрос на зимнюю обувь значительно возрастает в осенний период и падает в летний. Поэтому сезонные колебания обязательно учитываются и накладываются на тенденции развития микроспроса.

Влияние же случайных факторов колебания спроса, вызванных непредсказуемыми изменениями экономической ситуации в экономике в целом или стихийными бедствиями, предсказать практически невозможно, поэтому надо учитывать, что область распределения возможных фактических значений спроса будет находиться в определенном интервале (а не обязательно совпадать с прогнозом), гарантирующем определенную вероятность прогноза.

Практическое применение рассмотренного подхода к формированию спроса на предприятиях розничной и оптовой торговли, а в дальнейшем и его прогнозирования становится возможным при использовании электронно-вычислительной техники и автоматизированных систем управления. Это позволяет решать задачи оперативного прогнозирования спроса для обоснования заявок на поставку товаров, заказов при заключении договоров и контрактов, прогнозировать уровень и объем сделок.

Анализ и прогнозирование тенденций развития спроса являются объектами использования методов экономического прогнозирования. Научившись прогнозировать потребление продукции, предприятия розничной торговли смогут значительно повысить свои прибыли и, больше того, увеличить удовлетворенность клиентов. Однако выбирать метод прогнозирования необходимо с учетом особенностей формирования спроса в зависимости от конкретных целей прогнозирования и уровня управления торговлей и сферой услуг.

Прогнозирование спроса может осуществляться известными методами:

- экстраполяционными;
- нормативными;
- с помощью экспертных оценок.

К сожалению, ни один из применяющихся на сегодняшний день методов прогнозирования спроса не является идеальным, может приводить к существенным методическим погрешностям, и, в результате, к неверным решениям. Поэтому целесообразно

использовать наработанные методики в сочетании с возможностями современных информационных систем. Это поможет оптимизировать работу как одного розничного магазина, так и целой розничной сети.

Нейронные сети — исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. В частности, нейронные сети нелинейны по своей природе. На протяжении многих лет линейное моделирование было основным методом моделирования в большинстве областей, поскольку для него хорошо разработаны процедуры оптимизации. В задачах, где линейная аппроксимация неудовлетворительна (а таких достаточно много), линейные модели работают плохо. Кроме того, нейронные сети справляются с «проклятием размерности», которое не позволяет моделировать линейные зависимости в случае большого числа переменных.

Нейронные сети учатся на примерах. Пользователь нейронной сети подбирает данные, а затем запускает алгоритм обучения, который автоматически воспринимает структуру данных. При этом от пользователя, конечно, требуется какой-то набор эвристических знаний о том, как следует отбирать и подготавливать данные, выбирать нужную архитектуру сети и интерпретировать результаты, однако уровень знаний, необходимый для успешного применения нейронных сетей, гораздо скромнее, чем, например, при использовании традиционных методов статистики.

Для помощи принятия решения по закупкам можно использовать нейронную сеть, которая будет настроена в качестве входных данных получать данные из ERP-системы, а результаты выдавать в CRM-систему (рис 1).

Для повышения управляемости розничным товарооборотом необходимо повысить достоверность прогнозных данных. Одним из перспективных методов решения данной задачи является применение нейронных сетей.

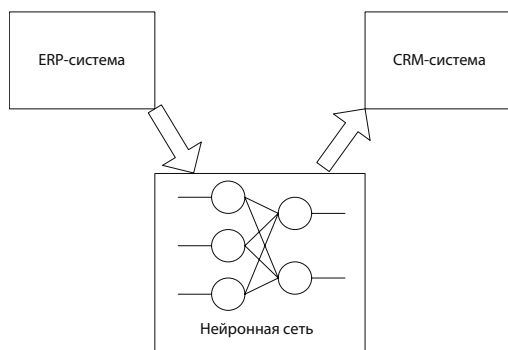


Рис. 1. Обработка данных при помощи нейронной сети

Для того, чтобы оптимизировать товарооборот на будущий период, необходимо подставить в модель прогнозные значения реализации товара q .

Значение q зависит от множества факторов (рис. 2), таких как сезонность, качество товара, его натуральность, красочность упаковки, расположение внутри торгового зала. Примем каждый из этих показателей за l . Следовательно, q является многомерной функцией от множества показателей l :

$$q_{iaj} = F(l_1, l_2, l_3, \dots, l_z) \quad (2)$$

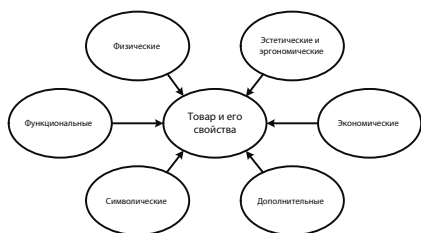


Рис. 2. Свойства товара

Подобные коэффициенты могут не иметь числовых значений, что осложняет применение статистических методов. Примером могут служить качественные свойства товара. Товар может относиться к натуральным продуктам, консервированным, синтезированным или генетически модифицированным. Применение статистики в этом случае не представляется возможным. Однако можно построить нейронную сеть, которая вернет значение q в зависи-

мости от выбранной позиции качественной характеристики (рис. 3):

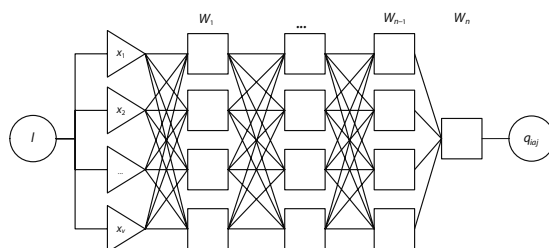


Рис. 3. Пример нейронной сети для обработки качественной характеристики.

где I — качественная характеристика; $X \in [0,1]$ — одно из значений характеристики; $W_1 \dots W_n$ — слои нейронной сети; q_{iaj} — объем реализации i -го наименования товара, в ассортиментной группе a , в j -ом магазине.

После обучения сети получим функцию, которая покажет зависимость объема реализации от качественного показателя.

Количество факторов, от которых зависит объем реализации, может составлять десятки, а функция зависимости нам неизвестна. В этой ситуации применение нейронных сетей наиболее целесообразно. Большинство из этих факторов хоть и не подвластны нам, но при этом они, как правило, легко прогнозируемы или неизменны вовсе. Отсюда, если построить функцию зависимости от множества факторов, можно получить значение объема реализации на будущий период.

Для этого необходимо:

- для каждого товара выделить факторы, оказывающие максимальное влияние на объем реализации;
- построить нейронную сеть, которая в качестве входных данных будет получать значения факторов, а на выходе получать значения объема реализации;
- обучить нейронную сеть одним из известных алгоритмов;
- спрогнозировать значения факторов на будущий период;
- подать спрогнозированные значения факторов на вход сети;

- получить на выходе прогнозное значение объема реализации;
- оценить значение с точки зрения опыта и здравого смысла;
- принять верное управленческое решение;
- по окончании периода сравнить спрогнозированное значение с реальным и переобучить сеть.

Многослойная сеть может формировать на выходе произвольную многомерную функцию при соответствующем выборе количества слоев, диапазона изменения сигналов и параметров нейронов. Многослойные сети оказываются универсальным инструментом аппроксимации функций.

Рассмотрим нейронную сеть вида:

$$f(x) = F\left(\sum_{i_N} w_{i_N N} \dots \sum_{i_2} w_{i_2 2} F\left(\sum_{i_1} w_{i_1 1} x_{i_1 1} - \theta_{i_1 1}\right) - \theta_{i_2 1} \dots - \theta_{i_N 1}\right), \quad (3)$$

где:

i — номер входа;

j — номер нейрона в слое;

N — номер слоя;

x_{ijN} — i -й входной сигнал j -го нейрона в слое N ;

w_{ijN} — весовой коэффициент i -го входа нейрона номер j в слое N ;

θ_{jN} — пороговый уровень нейрона j в слое N .

За счет поочередного расчета линейных комбинаций и нелинейных преобразований достигается аппроксимация произвольной многомерной функции при соответствующем выборе параметров сети.

Преимущества этого метода дают очевидный результат. Значительно повышается достоверность прогнозируемых данных относительно опыта сотрудников отдела закупок и статистических методов модуля сводного планирования ERP-системы.

Использование нейронных сетей для анализа эффективности

Возможно также использование нейронных сетей не только для прогнозирования, но и для анализа прошедших периодов.

В качестве примера рассмотрим условные данные по ассортиментной группе условного товара одного из магазинов одной из сетей розничной торговли (таблица 1).

Таблица 1

Данные объема реализации исследуемого периода

Наименование	Объем реализации (шт.)	Цена (руб.)	Товарооборот (руб.)
Товар 1	100 000	17	1 700 000
Товар 2	70 000	22	1 540 000
Товар 3	90 000	16	1 440 000
Товар 4	40 000	35	1 400 000
Товар 5	20 000	60	1 200 000
Итого			7 280 000

На основе имеющихся данных необходимо построить систему ограничений:

[illegible]

В нашем случае система будет выглядеть следующим образом:

$$\left\{ \begin{array}{l} k_{12}q_2 + k_{13}q_3 + k_{14}q_4 + k_{15}q_5 \leq Q_1 \\ k_{21}q_1 + k_{23}q_3 + k_{24}q_4 + k_{25}q_5 \leq Q_2 \\ k_{31}q_1 + k_{32}q_2 + k_{34}q_4 + k_{35}q_5 \leq Q_3 \\ k_{41}q_1 + k_{42}q_2 + k_{43}q_3 + k_{45}q_5 \leq Q_4 \\ k_{51}q_1 + k_{52}q_2 + k_{53}q_3 + k_{54}q_4 \leq Q_5 \end{array} \right.$$

где:

k_{mn} — коэффициенты объема товарооборота;

Q_i — максимальное значение объема реализации, определенное конъюнктурой рынка за известный аналогичный период, товара i ;

q_i — значение объема реализации в текущем периоде товара i .

Для определения коэффициентов объема товарооборота воспользуемся пакетом для обработки нейронных сетей StatSoft STATISTIKA 6.0 Neural Networks.

Для того, чтобы определить коэффициенты k , нам необходимо построить i нейронных сетей по одной для каждого вида товара. В качестве данных выберем значение объема реализации (таблица 2).

В.Н. Бугорский, Н.А. Никитин

Таблица 2

Значение объема реализации в известных аналогичных периодах

Наименование товара	Целевой период	Аналогичный период 1	Аналогичный период 2	Аналогичный период 3	Аналогичный период 4
Товар 1	100 000	105 000	95 000	97 000	92 000
Товар 2	70 000	69 000	67 000	67 000	65 000
Товар 3	90 000	91 000	89 000	85 000	86 000
Товар 4	40 000	40 500	38 000	39 000	40 000
Товар 5	20 000	22 000	20 000	19 500	19 000

Строим первую сеть и подготавливаем данные для обучения (таблица 3).

Таблица 3

Данные для обучения нейронной сети для товара «Товар 1»

Входные данные				Выходные данные
70 000	90 000	40 000	20 000	100 000
69 000	91 000	40 500	22 000	105 000
67 000	89 000	38 000	20 000	95 000

Окончание табл. 3

Входные данные				Выходные данные
67 000	85 000	39 000	19 500	97 000
65 000	86 000	40 000	19 000	92 000

После обучения нейронной сети мы получаем следующие данные (таблица 4):

Таблица 4

Данные с результатом работы нейронной сети по первому товару

Товар 1	Входные данные				Выходные данные	Результат
Периоды	70 000	90 000	40 000	20 000	100 000	
	69 000	91 000	40 500	22 000	105 000	
	67 000	89 000	38 000	20 000	95 000	
	67 000	85 000	39 000	19 500	97 000	
	65 000	86 000	40 000	19 000	92 000	
Масштаб	0,00020000	0,00016670	0,00040000	0,00033330	0,00007692	
Весовые коэффициенты	0,59	−0,36	0,12	0,81		
Сдвиг	−13	−14,16667	−15,2	−6,333333	−7,076923	
Данные после масштабирования	0,5880808	−0,3043196	0,09241272	0,2693476	0,65	0,61
	0,47046464	−0,3649775	0,1155159	0,80906782	1,03	1,00
	0,23523232	−0,2436616	0	0,2693476	0,26	0,23
	0,23523232	−0,0010298	0,04620636	0,13441754	0,41	0,38
	0	−0,0616877	0,09241272	−0,0005125	0,03	0,00
Порог						0,03

При обработке нейронной сети необходимо масштабировать данные. После получения результатов нужно масштабировать данные обратно. Для этого используем формулу:

$$x_i = X_i \cdot Sc_i + Sh_i$$

$$Y = \frac{y - Sh_y}{Sc_y}, \quad (4)$$

где:

x_i — масштабированное значение, подаваемое на вход нейрона i ;

X_i — исходное значение, подаваемое на вход нейрона i ;

y — значение на выходе нейронной сети;

Y — значение;

Sc — масштаб (scale);

Sh — сдвиг (shift).

Параметры масштабирования задаются при обучении нейронной сети.

Обучая все пять нейронных сетей, получаем искомую систему ограничений:

$$\begin{cases} 0,59q_2 - 0,36q_3 + 0,12q_4 + 0,81q_5 - 0,03 \leq 1 \\ 1,7q_1 + 0,61q_3 - 0,29q_4 - 1,38q_5 + 0,05 \leq 1 \\ -2,75q_1 + 1,62q_2 + 0,32q_4 + 2,23q_5 + 0,09 \leq 1 \\ 8,66q_1 - 5,09q_2 + 3,15q_3 - 7,01q_5 - 0,28 \leq 1 \\ 1,24q_1 - 0,73q_2 + 0,45q_3 - 0,14q_4 - 0,04 \leq 1 \end{cases}$$

Решая стандартную задачу линейного программирования и приводя полученный результат к исходному масштабу, получаем значения оптимальной модели (таблица 5).

Из данных таблицы 5 следует, что товарооборот мог быть значительно ближе к оптимальному, исходя из данных аналогичных периодов. Однако расхождение с оптимальной моделью невысоко, что означает хорошую работу всех подразделений сети розничной торговли.

Таким образом, применение нейронных сетей открывает новые перспективы в проведении многокритериальной оценки огромного массива данных. В результате использования таких новейших инструментальных средств учета появляется возможность создания более совершенных моделей управления, что определяет рост эффективности деятельности предприятия в целом.

В. Н. Бугорский, Н. А. Никитин

Таблица 5

Данные результата работы модели

	Объем реализации	Цена	Товарооборот	Оптимальный объем реализации	Оптимальный товарооборот
Товар 1	100000	17	1700000	105004	1785071
Товар 2	70000	22	1540000	68460	1506116
Товар 3	90000	16	1440000	90982	1455709
Товар 4	40000	35	1400000	40500	1417500
Товар 5	20000	60	1200000	22002	1320132
Итог			7280000		7484529

Литература

1. Боровиков В.П. STATISTICA: Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. 2-е изд. — СПб.: Питер, 2003.
2. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. — М.: СП «ПараГраф», 1990.
3. Исследование операций/Под ред. М.А. Войтенко и Н.Ш. Кремера. — М.: Экономическое образование, 1992.

4. Рейнольдс М. Электронная коммерция. Основы программирования. — М.: Лори, 2001.
5. Розничная торговля: Как открыть собственный магазин/Джим Дион, Тед Топпинг; Пер. с англ. — М.: Альпина Бизнес Букс, 2005.
6. Статистика рынка товаров и услуг: Учебник. — 2-е изд., перераб. и доп./И.К. Беляевский, Г.Д. Кулагина, Л.А. Данченко; Под ред. И.К. Беляевского. — М.: Финансы и статистика, 2002.