

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ПРИ СОЗДАНИИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ЗАПАСАМИ ЛЕКАРСТВЕННЫХ ПРЕПАРАТОВ В УСЛОВИЯХ РАСШИРЕНИЯ СЕТИ АПТЕК

Червинская Н.В., группа АСУ-00а

Руководитель доц. Мокрый Г.В.

Обеспечение населения лекарственными средствами (ЛС) в достаточном ассортименте и количестве является важной задачей. Достаточно большое количество небольших частных аптек не решают эту задачу должным образом. Гораздо лучше с нею могут справиться крупные компании, которые уже зарекомендовали себя на рынке лекарственных средств, имеют широкие и крепкие связи, достаточные средства для реконструкции и расширения сети аптек. К таким относится Группа компаний «Аптечный холдинг», которая является одним из наиболее крупных операторов украинского фармацевтического рынка, объединяющим в себе одновременно дистрибьюцию, розничные продажи и обслуживание лечебно-профилактических учреждений.

Стратегия максимального охвата рынка путем расширения сбытовой сети предусматривает создание новых филиалов в ряде регионов Украины, в соответствии с чем закономерно встает вопрос о формировании торгового ассортимента ЛС в новых аптеках, ценовой политике, а также первоначальных размерах запасов по каждой позиции ЛС.

Общеизвестно, что определение соответствующих объемных, пространственных и временных параметров запасов позволяет перейти к оптимизации размещения товаров на складе, а, следовательно, к минимизации затрат. Разработка правил определения момента и объема заказа, определение приоритетов при пополнении запасов позволяет получить способы регулирования параметров заказа. Статистические методы регулирования

параметров заказа хорошо работают при наличии массивов накопленных данных и стационарности процесса на достаточно длительном интервале времени. При организации сети аптек в новых регионах таких данных нет и для решения задачи необходимо проанализировать факторы, влияющие на спрос ЛС, а также провести аналогию между теми территориальными сегментами рынка, для которых статистика существует, и теми, для которых таковой не имеется.

К признакам, влияющим на состояние региональных фармацевтических рынков вообще и на спрос ЛС в частности, целесообразно отнести следующие[1]: численность и структура населения региона; соотношение среднедушевого дохода населения и прожиточного минимума в регионе; средний уровень заработной платы в расчете на одного трудоспособного жителя региона; объем социальных выплат жителям региона; товарный эквивалент среднедушевого денежного дохода населения (выраженный в количестве жизненно важных продуктов питания); розничный товароборот в расчете на душу населения; распределение розничного товароборота по видам хозяйствующих субъектов и формам собственности; численность врачей в расчете на 10 тыс. жителей; региональная эпидемиологическая обстановка; уровень инфляции в регионе; мощность амбулаторно-поликлинических учреждений (число обращений за помощью в месяц); состояние транспорта и коммуникаций и др.

Вся совокупность признаков, характеризующих отдельные регионы, определяется некими обобщающими факторами, число которых, как правило, всегда меньше числа признаков, поскольку выбор числа признаков обычно осуществляется условно и субъективно.

В условиях расширения сети обслуживания и, в частности, организации новых точек реализации встает вопрос определения факторов, влияющих на спрос в этих регионах. При исследовании вышеперечисленных признаков и определения их влияния на спрос на ЛС в каждом отдельно взятом регионе

использовался факторный анализ, в результате которого были выделены наиболее значимые факторы: соотношение количества аптек и количества населения; соотношение среднедушевого дохода населения и прожиточного минимума в регионе.

Однако определяющим фактором при прогнозировании закупок всегда остается статистика продаж за предшествующие периоды. При создании метода определения оптимальных запасов в новых условиях статистика как таковая отсутствует. Поэтому в качестве предыстории выберем статистический ряд действующих складов и перенесем его на условия другого региона. Таким образом, в модели использовалось 3 фактора. Для разработки алгоритма прогноза был выполнен обзор математических методов прогнозирования, используемых в настоящее время в финансово-экономических экспертных системах. После сравнительного анализа был выбран метод, основанный на базе использования нейронных сетей.

Искусственная нейронная сеть (НС)– это набор нейронов, соединенных между собою (рис. 1). Базовые элементы искусственных нейронных сетей – формальные нейроны – нацеленные на работу с векторной обработкой данных.

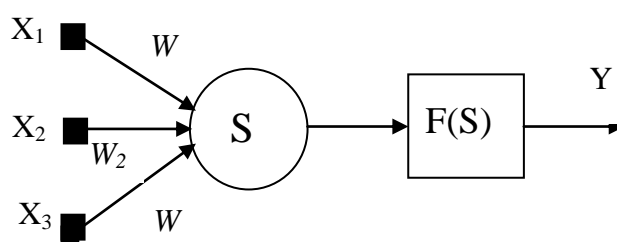


Рисунок 1 – Схема нейрона

На рисунке 1 изображена модель нейрона с тремя входами (дендритами), причем синапсы этих дендритов имеют веса  $w_1$ ,  $w_2$ ,  $w_3$ . На вход поступают импульсы силы  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  соответственно, тогда к нейрону поступают импульсы  $w_1x_1$ ,  $w_2x_2$ ,  $w_3x_3$ . Нейрон превращает полученный суммарный

импульс  $S = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$  в соответствии с некоторой активационной функцией  $f(S)$ . Сила выходного импульса  $y = f(S) = f(w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3)$ . Таким образом, нейрон полностью описывается своими весами  $w_k$  и активационной функцией  $f(S)$ . Получив набор чисел (вектор)  $X$  как исходный сигнал, нейрон выдает некоторое число  $y$  на выходе.

Последовательность использования НС состоит из двух этапов: на первом этапе на базе имеющихся статистических данных о работе объекта формируется сеть, т.е. определяется ее структура и рассчитываются значения весовых коэффициентов; на втором сформированная сеть используется для решения поставленной задачи, в данном случае для прогнозирования.

Нейронная сеть может характеризоваться различной структурой, т.е. иметь различное количество слоев и в каждом слое различное количество нейронов; видами используемых активационных функций, а также алгоритмом обучения.

При построении НС для прогнозирования объемов закупок были использованы различные типы сетей и методы их обучения. При этом изменялось количество слоев и количество нейронов в слое, методы обучения, а также типы активационных функций. В качестве критериев качества принимались количество эпох и величина ошибки. В качестве входного вектора НС были выбраны 3 составляющих (значения факторов), а в качестве выходного – прогнозируемая величина объема закупок лекарственных средств.

Был использован алгоритм обратного распространения (back propagation algorithm), который широко используется для обучения многослойной НС и считается наиболее эффективным в ситуациях, когда отношения между входом и выходом нелинейные. Связь между собой имеют только соседние слои, при этом каждый нейрон предыдущего слоя связан со всеми нейронами следующего слоя. Между входным и выходным слоями располагается один или несколько скрытых слоев. Определение числа скрытых слоев и числа нейронов в каждом слое для конкретного случая является неформальной задачей. В

основу обучения было положено дельта-правило, при котором величина коррекции весового коэффициента определяется следующим образом:

$$\begin{aligned} \Delta w_{i,j,k} &= \eta \delta_{i,q} Y_j \\ w_{i,j,k}(n+1) &= w_{i,j,k}(n) + \Delta w_{i,j,k} \end{aligned} \quad (1)$$

Далее использовались различные методы его модификации, способы улучшения алгоритма обучения: добавление нейронного смещения, при использовании которого сдвигается начало отсчета активационной функции, что приводит к ускорению процесса обучения; метод импульса, в котором при коррекции значения весового коэффициента добавляется член, пропорциональный величине предыдущего изменения значения весового коэффициента

$$\Delta w_{i,j,k}(n+1) = \eta \delta_{i,q} Y_j + \alpha \Delta w_{i,j,k}(n) \quad (2)$$

– метод экспоненциального сглаживания

$$\Delta w_{i,j,k}(n+1) = (1 - \alpha) \delta_{i,q} Y_j + \alpha \Delta w_{i,j,k}(n) \quad (3)$$

– метод обратного распространения второго порядка, который использует вторые производные активационной функции для ускорения сходимости;

– метод одной второй, который состоит в приведении входов к значениям  $\pm 1/2$  и добавления смещения к активационной функции.

В приведенных выражениях:

$w_{i,j,k}(n+1)$  – весовой коэффициент на очередном шаге обучения;

$w_{i,j,k}(n)$  – весовой коэффициент на предыдущем шаге обучения;

$\Delta w_{i,j,k}$  – величина коррекции весового коэффициента ;

$\delta_{i,q}$  – ошибка выходного сигнала, умноженная на производную активационной функции;

$Y$  – значение выходной величины;

$\eta$  – коэффициент скорости обучения;

$\alpha$  – коэффициент экспоненциального сглаживания;

$k, q$  – номера слоев, для которых производятся расчеты;

$i, j$  – номера нейронов в соответствующих слоях.

Для принятия решения о структуре нейронной сети необходимо было выбрать количество скрытых слоев, количество нейронов в каждом слое, функцию активации нейронов. Различное влияние на конечный результат обучения имеет и модификация метода обучения обратного распространения. Оптимальная структура нейронной сети определялась на основе экспериментов путем сравнения количественных показателей обучения. Реализация алгоритма осуществлялась с помощью пакета прикладных программ Neural Network Toolbox ядра системы MATLAB. Обучение во всех случаях должно было заканчиваться после выполнения 1000 эпох или достижения заданной ошибки – 0,01. Исследования проводились для трехслойной и четырехслойной сети, в которых изменялось количество нейронов в скрытых слоях.

Для сетей было проведено по 10 серий обучения при помощи различных алгоритмов в MATLAB. Наилучшие результаты при обучении показал метод `trainrp`, реализующий метод RPROP.

Таким образом, была разработана программа создания и обучения нейронной сети, которая должна использоваться в экспертной системе для прогнозирования величин закупок ЛС.

Сравнительные характеристики сетей, обучение которых было успешным, позволили выбрать вариант, характеристики которого оказались наилучшими.

#### Перечень ссылок

1. Голухов Г. Н., Шиленко Ю. В. Маркетинг на рынке услуг и товаров медико-производственного комплекса. // Экономика здравоохранения.-1998.-№ 7/31. -с. 11-20
2. Кричевский М.Л. Интеллектуальные методы в менеджменте. - СПб.: Питер, 2005. – 304 с.
3. Нейрокомпьютерная техника. Ф. Уоссерман. М.:Мир, 1992г.-240 с.
4. Математические пакеты расширения MATLAB В.П. Дьяконов, В.В. Круглов, Специальный справочник. СПб.:Питер, 2001г.-480 с.