Посилання на статтю

Федусенко Е.В. Моделирование спроса методами параллельных вычислений с использованием нейронных сетей / Е.В. Федусенко, А.А. Федусенко, Н.И. Цюцюра // Управління проектами та розвиток виробництва: Зб.наук.пр. – Луганськ: вид-во СНУ ім. В.Даля, 2010. – № 3(35). – С. 35-41. - Режим доступу: http://www.pmdp.org.ua/images/Journal/35/10fevins.pdf

УДК 681.5 (07)

Е.В. Федусенко, А.А. Федусенко, Н.И. Цюцюра

МОДЕЛИРОВАНИЕ СПРОСА МЕТОДАМИ ПАРАЛЛЕЛЬНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Для точного планирования объема выпускаемой продукции нужно четко оценивать ситуацию на рынке. Анализ и исследование спроса на группу товаров, выпускаемых предприятием, является основой для управления хозяйственной деятельностью предприятия, планирования продаж, закупок и ценообразования на продукцию. Рис. 2, ист. 10.

Ключевые слова: спрос, моделирование, нейронные сети, предприятие.

О.В. Федусенко, А.О. Федусенко, М.І. Цюцюра

МОДЕЛЮВАННЯ ПОПИТУ МЕТОДАМИ ПАРАЛЕЛЬНИХ ОБЧИСЛЕНЬ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Для точного планування обсягу продукції, що випускається, потрібно чітко оцінювати ситуацію на ринці. Аналіз і дослідження попиту на групу товарів, що випускає підприємство, є основою для управління господарською діяльністю підприємства, планування продажу, закупівель та ціноутворення на продукцію. Рис. 2, дж. 10.

O.V. Fedusenko, A.A. Fedusenko, M.I. Tsyutsyuyra

SIMULATING THE DEMAND BY PARALLEL CALCULATIONS METHODS USING NEURON NETWORKS

Demand mathematical model on particular group of goods of the enterprise, which allows maximizing its profit ant minimize its costs, is proposed.

Постановка проблемы. В процессе своего существование любое производственное предприятие сталкивается с необходимостью прогнозирования спроса на свою продукцию. При таком прогнозировании основными целями является максимизация прибыли предприятия и минимизация затрат на производство продукции. Для увеличения эффективности такого моделирования предлагается рассмотреть цену не как параметр, а как функцию многих переменных, в число которых входят и затраты на производство. При этом затраты на производство также представлены в виде монотонной для каждой переменной и имеющей разрывы на координатных плоскостях функции, которая стремится к минимуму.

Целью работы является разработка математической модели предназначенной для моделирования потребительского спроса, с учетом максмизации прибыли и минимизации затрат предприятия. Внедрения такой модели позволит увеличить эффективность управлением предприятием.

Анализ исследований. Для разработки стратегии развития предприятия необходимо не только учитывать текущий спрос на продукцию, но и проводить его моделирование.

Для моделирования спроса можно использовать следующие методы:

- статистическое моделирование;
- обобщённые математические модели или принципы (системный анализ в узком смысле [1]);
- аксиоматические методы моделирования (системный анализ в широком смысле или системный подход [1]).
- методы экстраполяции.

Применение методов статистического моделирования базируется на применении случайных чисел. А именно, под статистическим моделированием подразумевается численный метод решения математических задач, при котором искомые величины представляют вероятностными характеристиками какого-либо случайного явления, это явление моделируется, после чего нужные характеристики приближённо определяют путём статистической обработки "наблюдений" модели [2].

Однако в сложных процессах и явлениях, к каковым можно отнести и моделирование спроса, часто проявленные и зафиксированные статистические параметры не могут быть признаны решающими или определяющими. Хотя данные методы и имеют механизмы ранжирования параметров. Кроме того статистические методы почти не приспособлены для выявления существенных и неизвестных ранее факторов.

К другим методам математического моделирования относятся математические модели (линейное и нелинейное программирование, марковские цепи и процессы и другие), которые позволяют выявлять существенные и неизвестные ранее факторы процесса или явления. Но любая математическая модель может применяться только в определенных границах, т.е. имеет ограничения по применению. Именно поэтому в системном анализе данный подход описывается как системный подход в «узком смысле» [1].

Использование системного подхода в «в широком смысле» [1], то есть с позиций заимствования его аксиоматических методов для моделирования экономических процессов и явлений[1], хотя и позволяет провести более подробное моделирование, является достаточно сложно формализированным методом, поскольку предполагает переход к более широким обобщениям в экономической науке путём совершенствования аксиоматических принципов для моделирования (системный подход [1]).

Экстраполяция базируется на распространении сложившихся в прошлом тенденций на будущее. Однако такой подход лучше всего применять при краткосрочном прогнозировании, поскольку рынок готовой продукции в наше время достаточно нестабилен. Особенно это касается продукции, не являющейся товарами ежедневного спроса.

Из проведенного исследования видно, что для моделирования и прогнозирования спроса на группу товаров, выпускаемой предприятием, наиболее эффективно использовать методы математического моделирования.

Основная часть исследования. Ранее нами была разработана следующая многокритериальная нечеткая математическая модель для проведения имитационного моделирования спроса на группу товаров выпускаемых предприятием (1):

$$\sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{n} C_{ij} x_{ij} \to \max$$

$$\sum_{i=1}^{n} p_i q_i \to \max$$

$$\sum_{i=1}^{n} S_i q_i \to \min$$

$$\sum_{j=1}^{m} \sum_{i=1}^{n} p_i x_{ij} \le b_j \qquad (1)$$

$$\sum_{i=1}^{n} q_i \le O$$

pi≥Si,

Si $\in$ *[SiL…SiU],*

$x_{ij} \le q_i$ *, i =1,..,n,j=1..m*

$x_{ij} \ge 0$*, i =1,..,n, j=1..m*

где C_i – коэффициент полезности цена i-го товара; *pi* – цена i-го товара; *xi* – объем i-го товара, который купит потребитель; *bj* – доход j-го потребителя; *qi* – максимальный объем i-го товара; S_i себестоимость i-го товара; *O* – размер склада.

Рассмотрим более подробно такой параметр данной модели, как цена товара. Представим цену товара как функцию нескольких переменных, а именно:

$$p(Z,Pr,K,R,In),$$

где *Z* – затраты на производство товара; *Pr* – прогноз продаж товара (как правило, рассматривается три варианта прогноза – оптимистический, пессимистический и средний варианты); *K* – показатель качества товара. Данный показатель может определяться при помощи методов экспертных оценок и приводиться к единой шкале; *R* – целевой уровень рентабельності; *In* – коэффициент инфляции.

Необходимо отметить, что затраты на производство товара также можно представить в виде функции многих переменных

$$Z(Q_1,Q_2,\ldots,Q_l)\to min.$$

Метод наискорейшего спуска. Проведем более детальное исследование функции затрат, как функции многих переменных.

Можно утверждать, что данная функция является монотонной для каждой переменной и имеющей разрывы на координатных плоскостях. Для минимизации данной функции можно использовать численные методы, а именно метод наискорейшего спуска. Данный метод описан в [3-7].

Направление наискорейшего спуска задается антиградиентом ∇ F (2):

$$\vec{x}^{[u+1]} = \vec{x}^{[u]} - \lambda^{[u]} \nabla F\left(\vec{x}^{[u]}\right), \qquad (2)$$

$\lambda^{[u]}$ выбирается:

- постоянной, тогда метод может расходиться;
- при помощи дробного шага, т.е. длина шага при спуске делится на заданное число;
- наискорейшим спуском (3):

$$\lambda^{[u]} = arg\,min_{\lambda}\, F\left(\vec{x}^{[u]} - \lambda^{[u]} \nabla F\left(\vec{x}^{[u]}\right)\right). \quad (3)$$

Алгоритм данного метода показан на рис. 1.

Если для моделирования затрат как функции многих переменных достаточно использовать численные методы, то при представлении цены как функции многих переменных такой подход не применим. Поскольку цена является не только одним из важнейших факторов, который влияет на спрос но и одним из наиболее важным факторов при планировании прибыли предприятия.

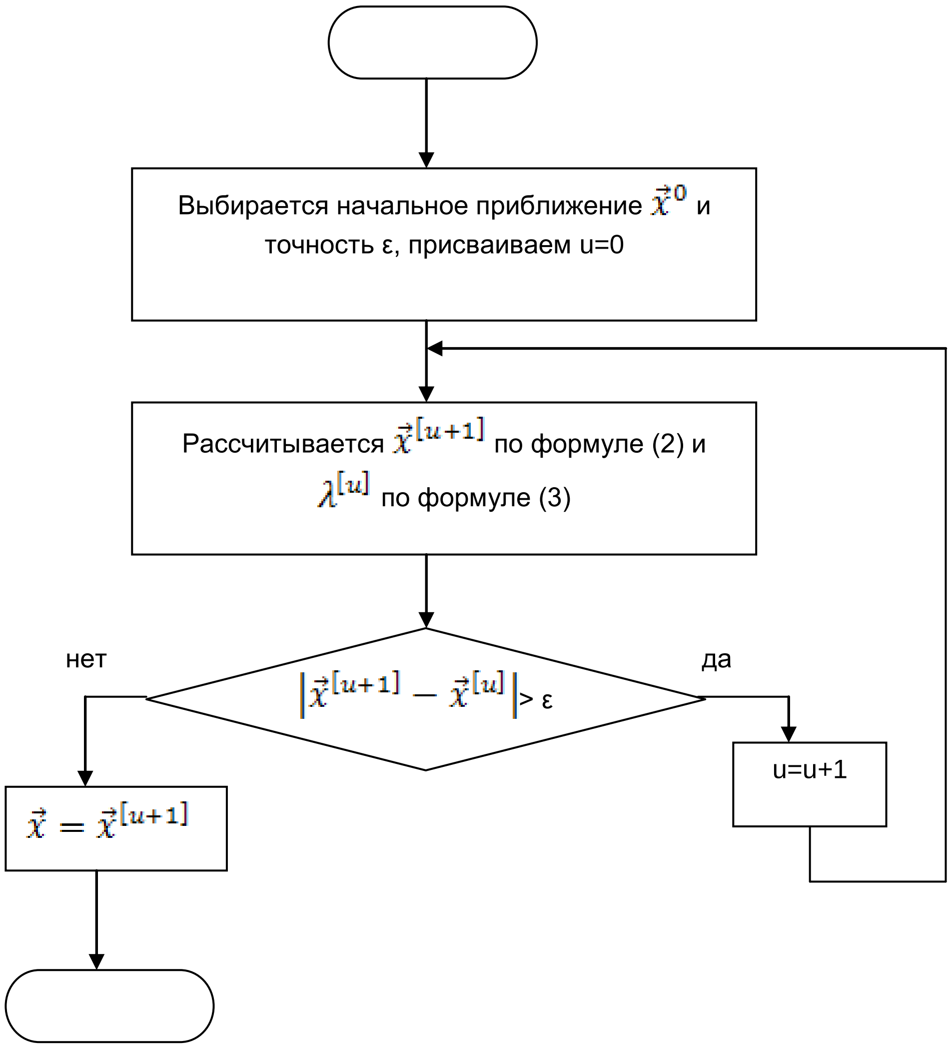

Рис. 1. Алгоритм метода наискорейшего спуска

Нейронные сети. Кроме того, в современной Российской экономике процесс ценообразования достаточно специфичен, и зачастую, не опирается на использование каких либо методов или стратегий ценообразования.

При этом, как правило, назначается максимально возможная цена, что приводит к тому, что предприятие быстро теряет свою конкурентоспособность.

Следовательно, при проведении моделирования цены на конкретный товар, необходимо учитывать еще и специфику ценообразования на данном конкретном предприятии, для которого и проводится моделирование спроса.

Однако не какой из математических методов не дает такой возможности в полной мере. Поэтому принято решение для моделирования цены использовать методы искусственного интеллекта. Поскольку использование этих методов позволит наиболее четко и полно провести моделирование цены с учетов всех возможных факторов, влияющих на нее.

Из всех методов искусственного интеллекта наиболее оптимальными для проведения моделирования цены являются нейронные сети, которые позволяют принять решение, близкое к тому которое принял бы человек в той или иной конкретной ситуации.

Под нейронной сетью (нейросеть) будем понимать набор нейронов, которые определенным образом связанных между собой [8,9].

Для решения поставленной задачи – моделирования цены на товар, выпускаемый предприятием, как функции многих переменных достаточно использовать трехслойный перцептрон с n входами и одним выходом.

Первый слой – вход, только передает входные сигналы ко всем H нейронам второго слоя. Каждый нейрон второго слоя имеет n входов, у каждого из них есть весовые коэффициенты $w_{i1}, w_{i2}, ..., w_{in}$ для i-го нейрона. При получении входного сигнала нейрон суммирует их согласно весовым коэффициентам, после чего применяет к результату передаточную функцию и пересылает на вход одного и нейронов третьего слоя. После этого нейрон третьего слоя суммирует полученные со второго слоя результаты согласно весовым коэффициентам v_i. Предположим, что передаточные функции в скрытом слое являются сигмоидными, а в выходном слое используется функция $p(x) = x$, т. е. взвешенная сумма выходов второго слоя и будет ответом нейросети [8].

Тогда, при подаче на входы перцептрона любых чисел $x1, x2, ..., xn,$ получаем на выходе значение некоторой функции $F(x1, x2, ..., xn),$ которое является ответом (реакцией) нейросети. Ответ нейросети при этом зависит как от входного сигнала, так и от значений ее внутренних параметров — весовых коэффициентов нейронов[8].

Пример такой нейросети показан на рис. 2.

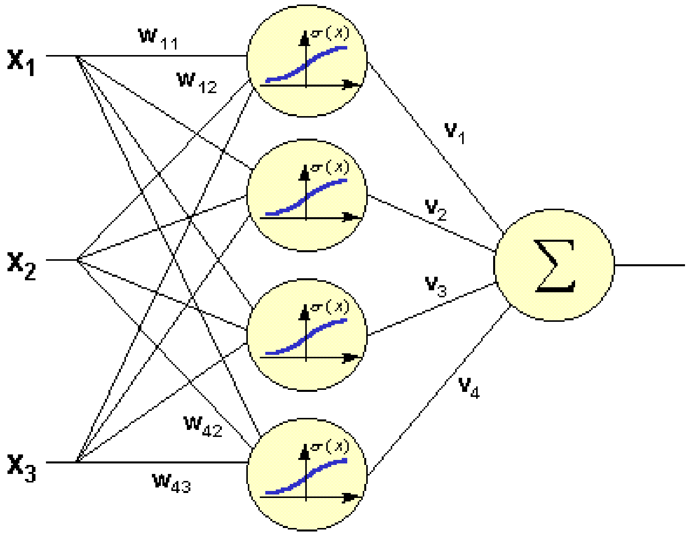

Рис. 2. Пример трехслойной нейронной сети

Представление функции множества переменных при помощи нейронных сетей базируется на теореме Колмогорова, описанной в [8].

Любая непрерывная функция от *n* переменных *F(x1,x2,…,xn)* может быть представлена при помощи операций сложения, умножения и суперпозиции из непрерывных функций одной переменной [8]

$$F(x_1,x_2,\ldots,x_n)=\sum_{j=1}^{2n+1} g_j\left(\sum_{i=1}^{n} h_{ij}(x_i)\right). \qquad (4)$$

где g_j и h_{ij} – непрерывные функции, при этом h_{ij} не зависит от начальной функции F.

Однако на практике данную теорему применить достаточно сложно, т.к. функции h_{ij} вычисляются с трудом и не являются гладкими. Кроме того не очень понятно как подбирать коэффициенты g_j для заданной функции F.

Для достижения более значимых результатов необходимо провести ослабление требований а именно:

– вместо точного соответствия функций использовать приближенное;

– можно увеличить число нейронов в скрытом слое нейросети.

Новый вариант теоремы Колмогорова, который учитывает приведенные выше требования, описан в [8].

Пусть *F(x1,x2,…,xn)* – любая непрерывная функция, тогда существует такое число H и наборы чисел *wij*, *ui u vi*, что функція

$$f(x_1,x_2,\ldots,x_n)=\sum_{i=1}^{H} v_i\sigma\left(w_{i1}x_1+w_{i2}x_2+\ldots+w_{in}x_n+u_i\right) \qquad (5)$$

приближает данную функцию с погрешностью не более ε на всей области определения [8].

Формула (5) полностью идентична функции, которая реализуется перцептроном нейронной трехслойной сети и описана в [10].

После введения цены как функции многих переменных в разработанную автором математическую модель (1) невозможно ее итерационное последовательное решение, предложенное ранее.

Данную задачу можно решить только при помощи применения методов параллельного вычисления, а именно мелкозернистых вычислений, так как именно для них используются модели нейронных сетей. Под мелкозернистыми вычислениями будем понимать большое количество относительно простых вычислительных задач.

В нашем случае можно говорить о параллельном решении следующих задач:

1. Минимизация затрат при помощи численных методов, а именно метода наискорейшего спуска.
2. Определение цены на товар как функции многих переменных.
3. Минимизация себестоимости.
4. Максимизация прибыли.
5. Моделирование спроса.

Как можно заметить, из предыдущего описания задачи приведены в укрупненном виде, и каждая из них состоит из большого количества мелких подзадач.

Если рассмотреть данные задачи с точки зрения классификации вычислительных задач, то они представляют собой потоки. Следовательно, можно говорить о том, что данный подход рациональней применять в однородных вычислительных средах.

Однородные вычислительные среды являются развитием однородных вычислительных систем. Под однородной вычислительной системой будем понимать такую систему, в которой почти все простые задачи примерно одинаковы по объему вычислений и связаны между собой одинаковыми схемами обмена. Т.е. система для решения сложной задачи может быть построена при помощи неких стандартных одинаковых блоков.

Кроме того, в однородной вычислительной системе соблюдаются принципы параллельности задач и переменности логической структуры.

Вычислительные среды представляют собой многомерную решетчатую структуру.

Выводы. В работе предложена математическая модель проведения моделирования спроса на группу товаров, которая позволяет не только провести само моделирование, но и учитывает такие важные цели предприятия – как максимизация прибыли и минимизация затрат. В математической модели используются методы искусственного интеллекта, а именно: как нейронные сети для моделирования цены на товар, так и численные методы – метод наискорейшего спуска для определения затрат. Построен алгоритм нахождения минимума с использованием данного метода.

После проведенного исследования построенной модели был сделан вывод о невозможности ее расчета последовательно и предложено использовать методы мелкозернистых вычислений в однородных средах. Кроме того, были выделены основные потоки для параллельных вычислений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Блауберг И.В. Становление и сущность системного похода / И.В. Блауберг, Э.Г. Юдин. – М.: Наука, 1973. – 269 с.
2. Волков Е.А. Численные методы/ Е.А. Волков. – М.: Наука, 1982. – 254 с.
3. Ермаков С.М. Методы Монте-Карло и смежные вопросы / С.М. Ермаков. – М.: Наука, 1971. – 471 с.

4. Самарский А.А. Численные методы / А.А. Самарский, А.В. Гулин. – М.: Наука, 1989. – 430 с.
5. Турчак Л.И. Основы численных методов / Л.И. Турчак. – М.: Наука, 1987. – 318 с.
6. Steven C. Numerical Methods for Engineers: With Software and Programming Applications / C. Steven., C. Raymond // McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 2001. – 944 p.
7. Hamming R.W. Numerical Methods for Scientists and Engineers / R.W. Hamming //Dover Publications, 1987. – 721 p.
8. Струнков Т. Думал ли Гильберт о нейронных сетях? / Т. Струнков // PC Week RE. – 1999. – № 13.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
10. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия. – Телеком, 2001. – 382 с.

Стаття надійшла до редакції 21.08.2010 р.