



## МЕТОДИКА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОПТИМАЛЬНОГО СОСТАВА КОМПОНЕНТНОЙ БАЗЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

Н.А.Котов, В.Е.Красовский (ИНЭУМ),

Д.П.Шульгин (Компьютерный центр "Велес дата")

*Рассматривается актуализированная к запросам современного рынка методика прогноза экономической конъюнктуры рынка ПК, позволяющая оценивать спрос и планировать разработку и производство ПК различных моделей.*

Оценка рынка является важнейшим фактором прогнозирования спроса и планирования производства компьютеров общего назначения [1]. Так, с одной стороны, ПК являются высокотехнологичным продуктом. При их проектировании, естественно, должен учитываться ряд технических параметров, включая общую производительность на различных задачах, взаимную совместимость используемых комплектующих, уровень надежности и другие факторы. С другой стороны, ПК на сегодняшний день можно считать товаром массового спроса. При разработке модельного ряда ПК должны учитываться законы потребительского рынка: ценовая эластичность, популярность торговых марок комплектующих, объем рекламной активности производителей компонент и многое другое.

Зачастую эти два подхода к разработке модельного ряда, назовем их "рыночным" и "техническим", входят во взаимное противоречие. Иногда спрос на определенные высокопроизводительные модели ПК на рынке достаточно высок, несмотря на то, что реальные задачи, стоящие перед большинством пользователей, не требуют такой мощности. Обратная ситуация также имеет место.

Темп появления на рынке новых продуктов микроэлектроники чрезвычайно высок. Обновление модельного ряда техники носит фактически непрерывный характер. Работа же на массовом рынке невозможна без, по крайней мере, среднесрочного планирования производства. Однако данное планирование крайне затрудняется обилием появляющихся новых продуктов с неочевидной рыночной перспективой. Именно расчет данной перспективы, т.е. оценка и прогноз уровня спроса на ту или иную конфигурацию компьютера в конкретной временной точке и становится основной задачей при планировании разработки и производства вычислительных систем.

Основываясь на опыте продаж вычислительных устройств различного уровня, рассчитанных на различные сегменты потребительского рынка, можно заключить: зависимость между комплексом параметров товара (техническими характеристиками, стоимостью, маркетинговыми факторами) и уровнем его потребления является нелинейной. Создание математической модели, позволяющей с допустимой долей погрешности спрогнозировать спрос на него, в этой связи значительно усложняется.

В данной работе предложен подход к прогнозированию "оптимальной" конфигурации ПК, основанный на эвристических методах с использованием нейронных сетей. Для дальнейшего обсуждения необходимо сделать несколько общих замечаний о принципе функционирования применяемых методов.

Нейронные сети [2] находят применение в самых различных областях деятельности для решения задач прогнозирования, классификации и управления. Они нелинейны по своей природе, вследствие чего представляют исключительно мощный инструмент, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Кроме того, следует отметить устойчивость нейросетевых алгоритмов на задачах с большим числом входных переменных.

Нейронные сети относительно просты в реализации, т.к. обучаются на последовательности примеров. В задачи проектировщика, таким образом, входит подбор репрезентативной выборки и проведение процесса обучения сети. Современные программные средства проектирования позволяют автоматически подобрать структуру и алгоритм обучения нейросетевой модели, что значительно ускоряет процесс разработки.

В данной работе использовалась наиболее часто применяемая в наше время нейросетевая структура — нелинейный персептрон.

Элементы структуры — нейроны, представляют собой элементарные передатчики, суммирующие сигналы, полученные со входов и возбуждающиеся, в случае, если сумма этих сигналов превышает пороговое значение. Нейроны имеют логистическую передаточную функцию (сигмоиду):

$$f_{out}(x) = \frac{1}{1 + e^{-cx}},$$

где  $c$  — коэффициент крутизны функции,  $x$  — взвешенная сумма входов.

Нейрон передает одинаковый сигнал на все свои выходы. Соединительные участки между нейронами обладают собственной пропускной способностью, сигнал взвешивается:

$$f_{in} = \sum_i (x_i^* w_i),$$

где  $x_i$  — выход нейрона предыдущего слоя,  $w_i$  — вес соответствующего соединения.

*Мы не верим в невероятное до тех пор, пока не увидим, что в это поверили все...*

Н.Вешкин

Процесс настройки нейросети – обучение, заключающееся в подстройке весовых коэффициентов соединений между нейронами до получения правильной формы выходной функции на выходе последнего слоя нейронов.

Существуют разные алгоритмы обучения нейросетей вообще и нелинейных перцептронов, в частности. Фактически все они сводятся к подбору весов сети, которые бы минимизировали ошибку результата, ею выдаваемого.

Мы применяли метод обратного распространения ошибки. На каждом этапе обучения веса соединений подстраиваются следующим образом:  $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + rg_j x_i$ , где  $w_{ij}$  – вес соединения от нейрона  $i$  к нейрону  $j$  в момент времени  $t$ ,  $x_i$  – выход нейрона  $i$ ,  $r$  – шаг обучения,  $g_j$  – значение ошибки для нейрона  $j$ .

Если нейрон с номером  $j$  принадлежит выходному слою, то:  $g_j = y_j(1-y_j)(d_j - y_j)$ , где  $d_j$  – желаемый выход нейрона  $j$ ,  $y_j$  – текущий выход нейрона  $j$ .

Если нейрон с номером  $j$  принадлежит слою  $n$ , то

$$g_j = x_j(1-x_j) \sum_k g_k W_{jk},$$

где  $k$  пробегает все нейроны слоя  $n+1$ .

Используемое ПО Statsoft STATISTICA Neural Networks 4.0 позволяет по предложенной обучающей последовательности подобрать большое число нейросетевых структур, различающихся числом нейронных слоев и нейронов в этих слоях и по коэффициентам передаточных функций самих нейронов. Выбор окончательной структуры производится на основе анализа выходной среднеквадратичной ошибки выбранных сетей, полученной после обработки дополнительной контрольной последовательности входных данных.

Отдельной задачей при проектировании нейросетей является отбор входных переменных. Этот вопрос имеет особую значимость в силу того, что сеть является собой "черный ящик", т. е. закрытую систему, не являющую явно связь между входами/выходами. Поэтому пользователь вынужден выбирать максимально возможное число переменных для анализа.

Однако в обширном перечне входных данных имеются взаимозависимые и явно избыточные параметры. Может случиться ситуация, когда по отдельности переменная не значима, но в совокупности с другими переменными, они могут нести важнейшую нагрузку. В наших задачах, особенно среди сведений относящихся к параметрам производительности систем, такие ситуации встречаются постоянно. Сокращение числа переменных способно, во-первых, уп-

ростить сетевую структуру, а во-вторых, улучшить способность сети к обобщению.

В качестве метода снижения размерности применялся отбор с помощью генетического алгоритма [3]. Генетические алгоритмы разрабатывались в рамках работ по искусственному интеллекту и реализуют модель эволюционного отбора в соответствии с дарвинской теорией. Суть метода состоит в генерации значительно числа случайных формул (в нашем случае – степенных функций), описывающих модель системы. Процесс эволюционного отбора именуется кроссинговером. Из каждого нового поколения популяции для дальнейшего кроссинговера отбираются те формулы, среднеквадратичная ошибка которых на обучающей последовательности минимальна. Процесс продолжается до той поры, пока не будет получена популяция с минимально требуемой средней ошибкой. На выходе системы получается многочлен, отражающий значимость используемых переменных.

#### Общее описание методики

Результатом работы системы прогнозирования должен стать сформированный перечень конфигураций ПК, "оптимальных" с точки зрения "цена – производительность" для конкретного периода времени и для работы на конкретном сегменте рынка.

В качестве параметров для системы используются: обозначение сегмента рынка; временной отрезок с шагом в 1 мес., удаленностью не более 12 мес. от даты внесения последних изменений в БД компонент и цен; широта результирующего набора (число конфигураций в выходной последовательности).

В качестве входных данных, иллюстрирующих реализацию методики, использовались реальные сведения по составу компонентной базы, рыночным ценам и уровню продаж компьютеров в Москве на период 2002-2003 гг. [4 – 7].

Входными данными для системы являются:

1. БД, содержащая информацию о минимальном наборе комплектующих со своим набором параметров, а именно: микропроцессоры (класс торговой марки /ядро/тактовая частота ядра/пропускная способность системной шины/объем кэш-памяти второго уровня); тип системной платы (класс торговой марки\*/набор микросхем базовой логики/форм-фактор); память (класс торговой марки\*/объем/пропускная способность шины памяти); видеокарты (класс торговой марки\*/акселератор/пропускная способность шины видеопамати/объем видеопамати); жест-

\*Под классом торговой марки подразумевается нормированный коэффициент, означающий общую популярность производителя (или его брэнда) на рынке. Коэффициент вычисляется на основе: а) рыночной доли данного производителя на рынке в 2002 г; б) общей известности торговой марки производителя в 2002 г. Эти сведения были получены из [4 – 6]. Все марки разбивались в каждом случае на 3 класса. Разбиение происходило методом кластеризации. (На основе анализа удаленности точек по координатам в евклидовом пространстве).

кие диски (класс торговой марки\*/объем/скорость вращения шпинделя/пропускная способность канала IDE); корпуса (форм-фактор);

2. связанная с п. 1. БД, содержащая информацию о динамике цен на комплектующие. По всем комплектующим проводился ценовой мониторинг за период с 01.2001 г. по 06.2003 г. с шагом 2 недели. Для каждого вида компонент была составлена отдельная методика прогнозирования цены (экстраполяции ценовой кривой). В данном случае, для разных типов компонент выбирались различные методы прогнозирования, включающие как подходы анализа на основе исследования причинно-следственных связей рыночно-биржевых процессов, так и анализа, основывающегося на периодичности колебаний цены и проч. При этом применялись как статистические методики (метод авторегрессии и скользящего среднего), так и метод прогнозирования на основе нейронных сетей;

3. усредненные данные об объемах продаж ПК различных конфигураций в различных сегментах рынка, полученные из [4 – 7]. Использовались среднерыночные доли продаж каждой конфигурации за разные периоды в Москве с 01.2002 г. по 06.2003 г.;

4. данные о производительности различных конфигураций ПК, полученные при выполнении отдельных классов задач [8].

Производительность работы на различных классах задач оценивалась по результатам синтетических и аппликативных тестов, а именно: ZD Winstone 2001/2002, SYSmark 2001/2002, SPEC Viewperf, 3DMark 2001/2002, Quake III, 3DStudio MAX, WAV to MP3, WinAce. Данный набор тестов достаточно полно описывает уровень производительности ПК при выполнении широкого круга математических, графических и деловых функций.

#### Алгоритм работы системы

Блок-схема предлагаемой системы прогнозирования представлена на рис. 1. На первом этапе (формирование входной последовательности для работы системы) формируется индексированный набор возможных конфигураций ПК с техническими параметрами используемых комплектующих. Изначально набор конфигураций формируется комбинаторно (по схеме "каждый с каждым"). Далее из него удаляются конфигурации, состоящие из несовместимых между собой комплектующих. Удаление производится силами оператора системы на основе априорно известных данных о взаимной совместимости компонент. Таким образом, на входе системы образуется набор конфигураций с максимальной энтропией параметров.

Далее производится расчет производительности полученного набора конфигураций для различных классов задач. Расчет производится посредством нейросети. Обучающей и контрольной последовательностями для нее являются тестовые данные (<http://www.ixbt.com>, [www.tomshardware.com](http://www.tomshardware.com), [www.fcenter.ru](http://www.fcenter.ru)). Требуемая нейронная сеть для рассматриваемого примера долж-

на иметь 13 входов (из описанных входных данных не учитываются класс торговой марки и форм-фактор, как к вопросам производительности не относящиеся) и 8 выходов (в соответствии с набором тестов производительности). Это является достаточно сложной нейросетевой структурой.

Данные подвергаются препроцессированию. Все цифровые параметры нормируются в диапазон (0;1), что соответствует диапазону передаточной функции нейронов сети:

$$x_{in} = (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}).$$

Переменные, лежащие в номинальной шкале (названия ядер процессоров и наборов микросхем), подвергаются кодированию в том же диапазоне в зависимости от априорно заданного уровня данной микросхемы в своем классе.

Процесс постпроцессирования, т. е. обратного преобразования из принятого диапазона значений не производится, т. к. полученные промежуточные данные поступают на вход следующего сетевого блока – выходной нейросети, имеющего сходную структуру. (В обоих случаях используется нелинейный перцептрон с алгоритмом обучения обратным распространением ошибки).

Параллельно с процессом расчета производительности конфигураций происходит выборка ценовой информации из БД комплектующих и производится расчет ценового прогноза для требуемого периода времени.

Спрогнозированные показатели производительности, поступившие с выхода нейросети, данные из БД компонент (форм-фактор и класс торговой марки) и полученные прогнозные цены для конфигураций составляют в наборы входных кортежей. Таким образом, каждый кортеж содержит: кодовое название конфигурации, набор данных о производительности для различных задач, данные о популярности торговых марок используемых компонент, о прогнозированной

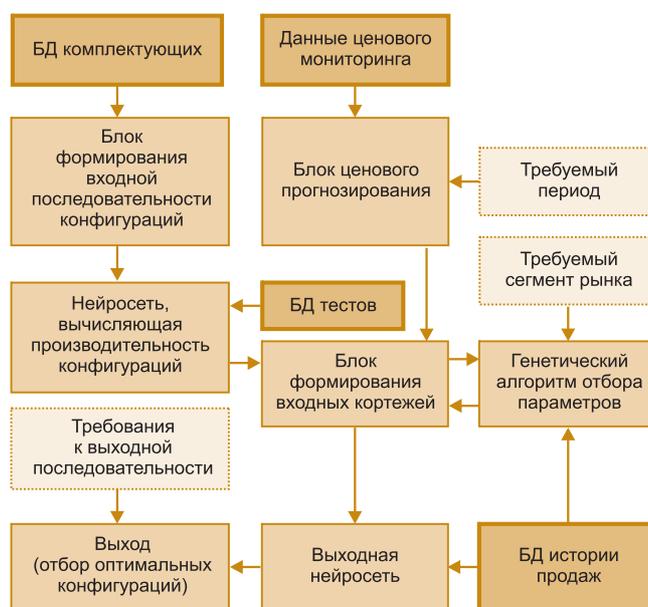


Рис. 1. Блок-схема системы прогнозирования

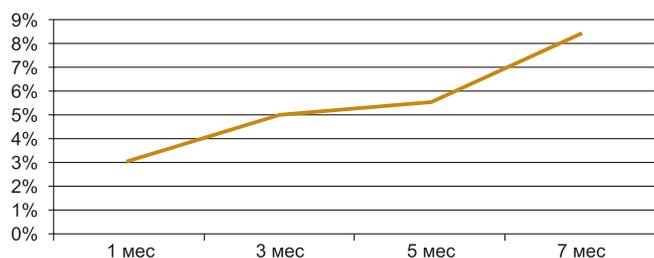


Рис. 2. Относительная ошибка результатов работы системы

цене конечной системы. Переменные последних двух типов препроцессируются аналогичным способом.

Набор переменных в кортежах сокращается в зависимости от требуемого сегмента рынка. Для различных сегментов наиболее важными параметрами при выборе ПК являются различные факторы. С другой стороны, анализ всех имеющихся в системе данных крайне усложнит систему, увеличит время ее отклика и, учитывая нелинейность выходной функции, может непрогнозируемым образом повлиять на погрешность результата.

Сокращение набора переменных производится с помощью генетического алгоритма. На вход блока генетики подается БД, содержащая сведения о продаже компьютеров для рассматриваемого сегмента рынка в предшествующий период. Входные данные содержат кортежи, аналогичные вышеописанным, с учетом изменения цен на них. Выходной переменной являются нормированные данные об относительных объемах продаж. На основании результатов такого анализа число переменных во входных кортежах сокращается.

Обработанная описанным образом информация из БД об объемах продаж используется в качестве обучающей последовательности для генерации и обучения выходной нейросети. В качестве контрольной последовательности для отбора оптимальной нейросетевой структуры используется близлежащая по времени часть данного набора кортежей.

Нейросеть имеет один выход и число входов, определенное посредством генетического алгоритма. После этапа обучения на вход нейросети подается весь объем сокращенных кортежей. Нейросеть для каждого кортежа формирует параметр, отражающий перспективность производства компьютера данной конфигурации для данного сегмента в указанный временной период.

В зависимости от требуемой широты набора результирующей последовательности отбирается набор конфигураций обладающих максимальным значением данного параметра.

#### Выводы

Результатом изложенной разработки стало создание универсального алгоритма и методики для прогнозирования модельного ряда ПК общего применения.

Система устойчива к большой размерности данных и допускает ее наращиваемость, т.е. без изменения основного алгоритма может быть использовано большее число переменных, входящих в комплекс рыночных характеристик продукта.

Экспериментальные данные, полученные в результате первых опытов работы с системой, позволяют говорить об оправданности применения методики. Предлагаемая методика реализована при формировании конфигурации нового ряда компьютеров серии СМ 193Х.

На рис. 2 показана относительная погрешность результатов, выдаваемых системой, т.е. зависимость отличия результата, спрогнозированного системой от реального объема запросов ПК разных конфигураций, поступивших в отдел продаж компании "Велес-дата. Компьютерный центр" [7]. По оси абсцисс отложена удаленность прогноза во времени. При оценке относительной погрешности прогноза выборка составляла, для наиболее востребованных конфигураций, около 500 ед. ПК.

Основным моментом, влияющим на погрешность результата, является несовершенство методов ценового прогнозирования, учитывая нестабильность некоторых сегментов комплектующих как на мировом, так и на российском рынке. Также значительно влияет на результат динамика рекламной активности производителей, способная изменять принципы закупок продукции представителями различных сегментов рынка.

Однозначно можно заявить, что наиболее значимые результаты могут быть получены для сегментов профессиональных пользователей и представителей корпоративных секторов рынка. Предпочтения данных потребителей более консервативны и менее подвержены рекламному воздействию, а ценовая эластичность спроса в данных сегментах ниже, чем в потребительских.

#### Список литературы

1. Гореликов Н.И., Котов Н.А. К вопросу формирования рынка ПК в России // Датчики и системы. 2003. № 3.
2. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1. М.: ИПРЖР, 2000.
3. Скурихин А. Генетические алгоритмы. Новости искусственного интеллекта. 1995. № 4.
4. Gfk Monitoring Group / Отчет по реализации ПК в Москве. 2001 – 2003.
5. Агентство Мобиле. Московская розница. Электроника. 2002 – 2003.
6. ITResearch. Мониторинг продаж ПК на российском рынке. 2002 – 2003.
7. Мониторинг продаж / Внутренние отчеты фирмы "Велес – дата. Компьютерный центр" 2002 – 2003.
8. Котов Н.А. Новый ряд компьютеров серии СМ 193Х // Датчики и системы. 2003. № 3.

**Николай Алексеевич Котов** – канд. техн. наук, начальник отдела,  
**Виктор Евгеньевич Красовский** – канд. техн. наук, доцент, ученый секретарь ОАО "ИНЭУМ",  
**Дмитрий Павлович Шульгин** – ведущий инженер "Велес Дата. Компьютерный центр".

Контактные телефоны: (095) 135-33-21, 455-50-11. E-mail: nick@veles.ru