УДК 621.031

УПРАВЛЕНИЕ ВЫБОРОМ ПОСТАВЩИКА В УСЛОВИЯХ ВЕРОЯТНОСТНОГО ПРОГНОЗА

Е. И. Макаров, П. А. Головинский

Воронежский государственный архитектурно-строительный университет

Рассмотрена модель вероятностного прогноза выбора наилучшего поставщика, в соответствии с которой динамика параметров поставщика описывается временными рядами, моделируемыми трехслойными искусственными нейронными сетями; поставщик оценивается путем вычисления функции полезности; при выборе поставщика рассчитывается вероятность его преимущества с учетом прогноза. Дан пример выбора наилучшего поставщика щебня в дорожном строительстве.

ВВЕДЕНИЕ

Становление рыночной экономики в корне изменило характер взаимоотношений в строительном комплексе, и в первую очередь — в области управления материальными потоками строящихся объектов. Состояние спроса со стороны подрядных организаций и ценовая политика поставщиков стали основными факторами конъюнктуры рынка строительных материалов. В условиях экономики рыночного типа главная проблема для поставщиков состоит в управлении сбытом продукции, а для потребителей — в максимизации полезности ее приобретения.

При поиске эффективных управленческих решений в области материально-технического обеспечения строительства важно построение рациональных логистических систем, состоящих из функциональных элементов со своими многоуровневыми иерархическими структурами, характеризующимися функциональной и структурной стабильностью, в зависимости от выбранной стратегии, поставленной цели и временного интервала.

Одно из фундаментальных свойств логистической системы заключается в устойчивости, которую можно определить как постоянство, неизменность определенного состояния системы (статическая устойчивость) или перехода из любых других состояний в данное состояние (динамическая устойчивость).

Применение структурно-функциональных конструкций для анализа устойчивости функционирования логистических систем показало, что устойчивость определяется набором структурных и функциональных элементов, наличием между ними определенной взаимосвязи и вероятностью того, что значение принятого критерия оптимальности в данном состоянии системы выше, чем в каком-либо другом. При понижении установленного уровня система переходит в другое состояние, характеризующееся сменой функциональных элементов.

В данной работе мы рассмотрим процесс перехода логистической системы в новое состояние в результате оптимального выбора поставщика по критерию максимума полезности в условиях вероятностного прогноза. Конкретная задача, которая будет рассмотрена в виде примера, — задача о выборе наилучшего поставщика щебня для строительства автомобильной дороги с учетом прогноза на месяц вперед.

1. ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ЛОГИСТИКИ

Нейронные сети позволяют эффективно моделировать нелинейные системы при скрытых зависимостях. Их применение дает возможность почти автоматически учесть различные нелинейные взаимосвязи между показателями — признаками, характеризующими данные [1]. Нейросеть позволяет реализовать довольно сложные математические модели с помощью программных средств нейропакетов [2—4]. Она строится на основе задания множества примеров, от качества подбора которых зависят качество и скорость обучения системы. Нейросети представляют собой альтернативу нелинейным моделям множественной и логистической регрессии, а также дискриминантному анализу (классификации). К достоинствам нейросетевого моделирования следует отнести возможность решения комплекса проблем в единой парадигме, а к недостаткам — затруднения с интерпретацией правил вывода и представлением этих правил в явном виде. Тем самым нейросетевые и статистические подходы к анализу и моделированию данных являются как конкурирующими, так и взаимодополняемыми.

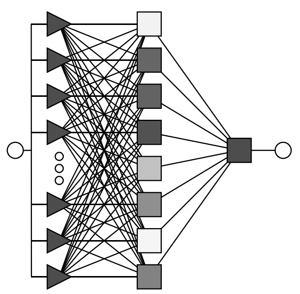
Нейросетевой подход позволяет в более сжатые сроки решать сложные плохо формализованные задачи, включая построение экспертных систем. Методы развернутого статистического анализа обеспечивают детальный анализ структуры данных и позволяют подбирать полуаналитические модели процессов. Такие полуаналитические модели дают возможность ответить на ряд важных практических вопросов. В решаемой нами задаче таким вопросом является устойчивость выбора поставщика и возможность изменения наиболее эффективного поставщика в результате динамического изменения параметров. Применим нейросетевой подход к анализу временных рядов.

2. МОДЕЛИРОВАНИЕ ВРЕМЕННОГО РЯДА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Задача моделирования временных рядов является частным случаем задачи регрессии и может быть решена с помощью нейронной сети любого типа, предназначенной для решения задач регрессии. Мы моделировали нейронные сети с помощью пакета STATISTICA: Neural Networks [5], который позволяет строить прогноз для нескольких выходных переменных, причем заданных не только в числовой, но и в номинальной форме. Можно строить прогноз как на один, так и на несколько шагов вперед. Для анализа временного ряда для одной переменной создается файл, соответствующий этой переменной. Для нейронной сети эта переменная служит одновременно и входной, и выходной (разумеется, в разные моменты времени).

В задаче прогноза временного ряда необходимо задать число значений, по которым будет строиться прогноз, а также число значений вперед для определения дальности прогноза. Поскольку в наших данных присутствует сезонная составляющая, то задается временное окно и горизонт прогноза на месяц вперед. Для моделирования временного ряда применялось последовательное построение множества сетей, из которых выбиралась наиболее эффективная по точности. Такой сетью оказалась трехслойная нейронная сеть на основе персептронов (Multilayer Perceptron).

Для обучения сети задавалось число обучающих (не больше длины ряда) и контрольных (остаточных) членов ряда наблюдений. Далее сеть обучалась либо методом сопряженных градиентов, либо методом Левенберга—



Структура нейронной сети, моделирующей временной ряд:
1 — треугольниками в левом входном слое обозначены входные нейроны; *2* — квадраты в среднем слое обозначают скрытые нейроны; *3* — выходной слой справа состоит из одного нейрона

Таблица 1

Значения прогнозируемых параметров

Параметр	Поставщик	Значение параметра	Значение дисперсии
Отпускные цены	1	253,41	1,45
	2	271,92	3,79
	3	237,97	2,38
	4	260,88	2,68
Предоплата	1	100	0
	2	0	0
	3	49,43	0,825
	4	0	0
Качество по зерновому составу	1	10,053	0,21
	2	14,27	0,34
	3	0	0
	4	0	0
Качество по прочности	1	1400	0
	2	1200	0
	3	1000	0
	4	1200	0
Надежность поставок	1	90,42	1,52
	2	85,34	1,34
	3	77,21	1,41
	4	74,42	1,57
Рентабельность предприятия	1	10,31	2,51
	2	12,71	3,02
	3	15,63	2,74
	4	9,4	1,89
Ликвидность	1	0,26	0,051
	2	0,20	0,033
	3	0,18	0,025
	4	0,14	0,015

Маркара. Наилучшие результаты по скорости обучения и сходимости процесса показал метод сопряженных градиентов. Полученная ошибка аппроксимации ряда служит критерием для выбора наилучшей сети и применена далее для анализа устойчивости выбора наилучшего поставщика.

Структура наилучшей нейронной сети, полученной при моделировании временных рядов показана на рисунке.

В табл. 1 приведены результаты прогноза на месяц вперед семи параметров, характеризующих поставки щебня с четырех различных предприятий: 1 — ОАО «Павловскгранит»; 2 — ОАО «Руда»; 3 — Новолипецкий металлургический комбинат; 4 — Лебединский ГОК.

3. УСТОЙЧИВОСТЬ ВЫБОРА НАИЛУЧШЕГО ПОСТАВЩИКА

Для оценки качества поставщика мы пользовались функциями частичной полезности, каждая из которых характеризует качество поставщика по одному из оценочных параметров. Функция полной полезности F в принятой нами аддитивной модели представляет собой сумму функций частичной полезности Q_i, взятых с весовыми коэффициентами a_i, определяющих меру влияния факторов, т. е.

$$F = \sum_i a_i Q_i(x_i), \qquad (1)$$

где i — номер частичной полезности, $i = 1, ..., n$; x_i — аргумент (параметр), от которого зависит функция частичной полезности. Будем нумеровать поставщиков верхним индексом $j = 1, ..., N$, где N число поставщиков. Тогда в данный момент времени для j-го поставщика полная функция полезности

$$F^j = \sum_i a_i Q(x_i^j). \qquad (2)$$

Задача определения наилучшего поставщика соответствует нахождению номера j, при котором выражение (2) достигает своего наибольшего значения

$$F^k = \max_j F^j. \qquad (3)$$

В результате временных изменений каждый параметр x_i^j можно рассматривать как временной ряд

$$x_i^j = x_i^j(t). \qquad (4)$$

Временной ряд представляется нами с помощью нейронных сетей, как это описано выше. Наличие такой модели временного ряда позволяет предсказать выбор наилучшего поставщика в последующие моменты времени. Для этого достаточно подставить значения аргументов (4) из модели временного рада, соответствующие данному моменту времени, в функции (1), (2) и в соответствии с условием (3) определить наилучшего поставщика.

Если учитывать только детерминированную составляющую временного ряда, то прогноз наилучшего поставщика и его возможной смены будет носить также детерминированный характер. В действительности временные ряды, описывающие динамику параметров задачи, являются случайными функциями времени. Поэтому более адекватный прогноз их динамики будет содержать случайную компоненту.

Пусть δ — случайная компонента временного ряда, задающая неопределенность прогноза. Тогда погрешность детерминированной модели в оценке функции полезности тогда можно записать в виде

$$\delta F^j = \sum_i [F^j(x_i^j + \delta_i^j) - F^j(x_i^j)].$$

Приближенно это выражение можно представить как полный дифференциал функции многих переменных [6]:

$$\delta F^j \approx \sum_i \frac{\partial F^j(x_i^j)}{\partial x_i^j}\,\delta_i^j = \sum_i a_i \frac{\partial Q^j(x_i^j)}{\partial x_i^j}\,\delta_i^j. \qquad (6)$$

Тем самым каждая оценка значения функции полезности будет представлена теперь не точкой, а интервалом $(\delta F^j(x_i^j) - \delta_i^j,\ \delta F^j(x_i^j) + \delta_i^j)$. Такая процедура линеаризации задачи в окрестности некоторых значений параметров широко применяется в теории вероятностей [7]. Если различные параметры x_i^j статистически независимы для разных индексов i, то оценка

$$\delta F^j = \sqrt{\sum_i a_i^2 \left(\frac{\partial Q^j(x_i^j)}{\partial x_i^j}\delta_i^j\right)^2},$$

как это имеет место в обычной теории погрешностей.

Поскольку нас интересует наилучший поставщик в данный момент времени, то теперь для его определения нам необходимо проанализировать структуру интервалов значений функции полезности для всей совокупности поставщиков. Наилучшего поставщика можно выбрать путем парного сравнения поставщиков.

Рассмотрим задачу для пары поставщиков, которых мы обозначим индексами 1 и 2. Пусть эти поставщики характеризуются значениями случайных функций полезности F^1 и F^2. Обозначим средние значения этих величин $\langle F^1 \rangle$ и $\langle F^2 \rangle$, а их дисперсии δF^1 и δF^2. Образующиеся интервалы погрешностей могут перекрываться различным образом. На самом деле значения F^1 и F^2 могут отклоняться от средних значений этих величин случайным образом с некоторой вероятностью, которая уменьшается по мере увеличения отклонения. Нам необходимо определить полную вероятность того, что $F^1 < F^2$ в некоторый начальный момент времени $t = 0$. Это означает смену наилучшего поставщика 1 на нового лучшего поставщика 2 с некоторой вероятностью. Если вероятность меньше 0,5, то смена поставщика явно нецелесообразна. Для выбора критерия смены поставщика необходимо определить практически рациональный критерий значения вероятности, который разумно принять на уровне около 0,9.

Определим вероятность смены поставщика, исходя из предположения, что F^1 и F^2 — независимые случайные функции с нормальным распределением. Обозначим плотность вероятности распределения величины F^1 в момент времени t как $\rho_1(F^1)$, а плотность вероятности распределения величины F^2 в тот же момент времени как $\rho_2(F^2)$. Вероятность того, что величина F^2 принимает некоторое значение в бесконечно малом интервале $(F^2, F^2 + \Delta F^2)$ равна $\Delta W^2 = \rho_2(F^2)\Delta F^2$. Вероятность того, что при этом $F^1 < F^2$, равна интегралу

$$W^1 = \int_{-\infty}^{F_2} \rho_1(F^1)dF^1.$$

Вероятность наступления двух таких событий одновременно есть $\Delta W = W^1 \Delta W^2$.

Полная вероятность наступления события $F^1 < F^2$, т. е. смены поставщика, равна интегралу

$$W = \int_{-\infty}^{\infty} \rho_2(F^2)\left(\int_{-\infty}^{F_2} \rho_1(F^1)dF^1\right)dF^2.$$

Полученный результат можно выразить через функции распределения [8]:

$$\Phi_i(F^i) = \int_{-\infty}^{F_i} \rho_i(F)dF. \qquad (7)$$

С учетом определения (7) получим

$$W = \int_{-\infty}^{\infty} \Phi_1(F^2)d\Phi_2(F^2).$$

Пусть теперь плотности вероятности — гауссовские функции, т. е. соответствуют нормальному закону распределения. В этом случае

$$\rho_i(F_i) = \frac{1}{\delta F^i\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{F^i - \langle F_i\rangle}{\delta F^i}\right)^2\right].$$

Соответственно,

$$\Phi_i(F^i) = \int_{-\infty}^{F^i} \rho_i(F)dF = \frac{1}{2}\left[1 + \mathrm{erf}\left(\frac{F^i - \langle F_i\rangle}{\delta F^i}\right)\right],$$

где $\mathrm{erf}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^z \exp(-u^2)du$ — функция ошибок, табулированная и задаваемая интегральным представлением [8]. Она принимает значения в интервале от 0 при $z = 0$ до 1 при $z = \infty$. Соответственно, вероятность смены поставщика

$$W = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{\infty} \exp(-y^2/2) \times$$
$$\times\left[1 + \mathrm{erf}\left(y\frac{\delta F^1}{\delta F^2} + \frac{\langle F^1\rangle - \langle F^2\rangle}{\delta F^2}\right)\right]dy. \qquad (8)$$

Очевидно, что при $(\langle F^1\rangle - \langle F^2\rangle/\delta F^2 \gg \delta F^2/\delta F^1$ вероятность смены поставщика достигает значения $W = 1$.

Если рассчитать таким же способом вероятность того, что наилучшим поставщиком будет (останется) первый поставщик, т. е. $F^2 \leqslant F^1$, то вероятность такого события

$$W' = \int_{-\infty}^{\infty} \rho_2(F^2)\left(\int_{F^2}^{\infty} \rho_1(F^1)dF^1\right)dF^2.$$

Легко убедиться, что $W + W' = 1$, т. е., что события $F^1 < F^2$ и $F^1 \geqslant F^2$ образуют полную систему событий, и наступление хотя бы одного из них есть достоверное событие с вероятностью 1.

Для расчета прогноза выбора наилучшего поставщика на месяц вперед по результатам прогноза характеристических параметров, приведенных в табл. 1, необходимо вычислить как значения функции полной полезности, так и определить вероятность предпочтения того или иного поставщика. Весовые коэффициенты для вычисления функции полезности по функциям частичной полезности определялись экспертным путем и для данного примера приведены в табл. 2.

Таблица 2

Значения весовых коэффициентов

Номер коэффициента	1	2	3	4	5	6	7
Его значение	0,3	0,1	0,1	0,2	0,1	0,1	0,1

Вычисление вероятности W связано с численным интегрированием выражения (8), содержащего специальную функцию ошибок и осуществлялось нами в пакете MAPLE 7.0. Значения функций частичной полезности и их производных приведены в Приложении.

Вычисленные значения функции полезности в заданном порядке составляют $F^1 = 0{,}441$; $\delta F^1 = 0{,}0127$; $F^2 = 0{,}381$; $\delta F^2 = 0{,}011$; $F^3 = 0{,}440$; $\delta F^3 = 0{,}009$; $F^4 = 0{,}526$; $\delta F^4 = 0{,}006$. Вероятность преимущества первого поставщика по сравнению со вторым составляет 0,999 и он обладает очевидным преимуществом, так же, как и третий поставщик в сравнении со вторым. Вероятность преимущества первого поставщика по сравнению с третьим составляет 0,531, т. е. они практически эквивалентны. Вероятность преимущества четвертого поставщика по сравнению с третьим составляет единицу. Таким образом, устойчивым наилучшим в рассмотренном нами примере является четвертый поставщик — Лебединский ГОК.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Построенная нами модель прогноза и анализа параметров поставщиков позволяет давать оценку наилучшего поставщика на основе оценки вероятности. Качество прогноза в значительной степени определяется качеством модели временного ряда. Моделирование на основе нейронных сетей позволяет построить совокупность таких сетей и отобрать из них наилучшую, обеспечивающую представление ряда и его прогноз с наибольшей точностью. Вычисление вероятности при выборе наилучшего поставщика основывалось на предположении о непрерывности всех величин в задаче, а также на предположении о непрерывности производных функций частичных полезностей. В действительности уже в нашей модели функции рентабельность производства и коэффициент абсолютной ликвидности являются кусочно-непрерывными, а их производные терпят разрывы. Тем самым, принятая нами модель в окрестностях точек разрыва может приводить к большим погрешностям при оценке поставщиков. Построение модели прогноза с учетом возможности резких, катастрофических изменений в структуре временных рядов и поведении функции полезности представляет самостоятельную задачу дальнейших исследований.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Поскольку для вычисления оценки дисперсии функции полезности требуются значения производных функций частичной полезности, приведем выражения для функций и их производных.

Критерий	Функция полезности	Ее производная	Примечания
Отпускная цена	$(x - b)^2/(a - b)^2,\ x \in [a, b]$	$2\ \dfrac{x-b}{(a-b)^2}$	Значения a и b выбираются как минимальное и максимальное по всем поставщикам за весь период времени
Предоплата	$1 - (x/b)^2,\ x \in [0, b]$	$-2x/b^2$	$b = 100$
Качество по зерновому составу	$(a - x)/(b - a),\ x \in [a, b]$	$\dfrac{1}{a-b}$	Значения a и b выбираются как минимальное и максимальное по всем поставщикам за весь период времени
Качество по прочности	$(x - a)/(b - a),\ x \in [a, b]$	$\dfrac{1}{b-a}$	То же
Надежность поставок	$1 - (x/100 - 1)^2,\ x \in [0, 100]$	$2(1 - x/100)/100$	—
Рентабельность предприятия	$\begin{cases} 0,\ x \leqslant 0 \\ x/a,\ 0 < x < a \\ 1,\ x \geqslant a \end{cases}$	$\begin{cases} 0,\ x \leqslant 0 \\ 1/a,\ 0 < x < a \\ 0,\ x \geqslant 0 \end{cases}$	Выбирается среднеотраслевое значение $a = 35$
Ликвидация	$\begin{cases} x/a,\ 0 \leqslant x < a \\ 1,\ x \geqslant a \end{cases}$	$\begin{cases} 1/a,\ 0 \leqslant x < a \\ 0,\ x \geqslant a \end{cases}$	Значение $a = 0{,}5$ нормативный максимум

ЛИТЕРАТУРА

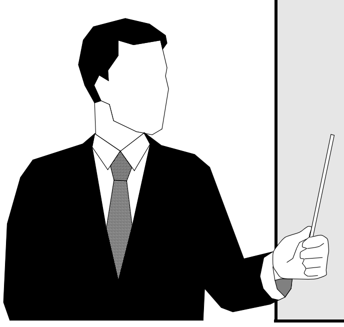
1. *Степанов В. С.* Фондовый рынок и нейросети // Мир ПК. — 1998. — № 12. — С. 1—9.
2. *Круглов В. В., Борисов В. В.* Искусственные нейронные сети. — М.: Горячая линия — Телеком, 2001. — 382 с.
3. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.
4. *Медведев В. С., Потемкин В. Г.* Нейронные сети. Матлаб 6. — М.: Диалог МИФИ, 2002. — 496 с.
5. *Нейронные* сети. STATISTICA: Neural Networks. — М.: Горячая линия — Телеком, 2001. — 182 с.
6. *Смирнов В. И.* Курс высшей математики. Т. 1. — М.: ГИТТЛ, 1951. — 472 с.
7. *Венцель Е. С.* Теория вероятностей. — М.: Высшая школа, 1998. — 576 с.
8. *Корн Г., Корн Т.* Справочник по математике. — М.: Наука, 1968. — 720 с.

☎ *(0732) 52-47-34*

E-mail: golovinski@mail15.com; golovinskip@mail.ru

❑

Читайте в следующем номере



К 100-летию *академика В.А. Трапезникова*

Эпштейн В.Л. *Электронная гиперкнига - новая эпоха в истории науки и обучения*

Антонова Г.М., Цвиркун А.Д. *Оптимизационно-имитационное моделирование для решения проблем оптимизациии современных сложных производственных систем*

Прангишвили И.В. *Повышение эффективности управления сложными организационными и социально-экономическими системами*

Пантелеев Е.А. *Роль государства в формировании благоприятной институциональной среды, обеспечивающей развитие промышленного комплекса региона (на примере г. Москвы)*

Коврига С.В. *Методические и аналитические основы когнитивного подхода к SWOT-анализу*

Иващенко А.А., Нижегородцев Р.М., Новиков Д.А. *Инновационная и инвестиционная политика: модель смены технологий*