

Говоря об интеграции и экономическом сотрудничестве в рамках ЕБ, следует помнить, что процесс этот подвержен многим угрозам, источником большинства из которых являются вышеприведенные барьеры. Однако при желании и воле к сотрудничеству многие из этих барьеров удастся ослабить, а некоторые преодолеть полностью.

НЕЙРОННЫЕ СИСТЕМЫ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Ю.В. Савицкий, А.П. Дунец

Брестский политехнический институт

В настоящее время во всем мире активизировались исследования в области нейронных сетей, которые позволяют в той или иной степени моделировать мыслительные процессы разумных существ. Данное направление исследований особенно актуально для моделирования экономических процессов в условиях нестандартных динамических ситуаций управления. Нейронные сети олицетворяют собой новую технологию обработки информации, связанную с переходом на принципиально новый нейросетевой логический базис. Важности проведения исследований в данном направлении объясняется все возрастающей потребностью в наличии эффективных средств для решения сложных нетривиальных задач, в плохо формализуемых областях переработки информации, к числу которых относятся экономические и управленческие процессы. В первом случае разработка систем включает сложные этапы исследования специфики предметной области, создание алгоритмов, моделирования, проверки релевантности моделей и многочисленные опыты по принципу проб и ошибок. Использование нейронных сетей позволяет автоматизировать все эти процессы.

Способность нейронных сетей к самоорганизации, адаптации и обучению позволяют наиболее эффективно применять их в областях знаний, где существующие модели субъективны и неадекватны. Это задачи распознавания образов, организации ассоциативной памяти, создание самообучающихся экспер-

ных систем, оптимизации, адаптивного управления и другие.

Одним из фундаментальных свойств нейронных сетей является способность их после обучения к обобщению и пролонгации результатов. Это создает объективные предпосылки для создания на базе их различного рода прогнозирующих систем. Решение задач прогнозирования является одной из важнейших проблем, решение которых необходимо в самых различных областях знаний: экономика, финансы, медицина, экология, метеорология, техника и т.д.

Данная работа посвящена проблемам архитектурного синтеза и эффективного обучения нейронных сетей, используемых в задачах прогнозирования временных рядов.

Основными проблемами в технологии нейросетевого прогнозирования является выбор архитектуры нейронной сети, способной адекватно описывать прогнозируемый процесс и выполнять успешный прогноз. При этом важным вопросом является выбор типов нейроэлементов в архитектуре прогнозирующей нейросистемы, от которого во многом зависит способность модели сформировать оптимальную прогнозирующую функцию во время обучения. Другой важнейшей проблемой в технологии создания прикладных нейросистем, является разработка эффективных алгоритмов обучения, обладающих глобальной сходимостью, высокой скоростью и точностью обучения. При этом в большинстве случаев параметры обучения нейронной сети определяют эффективность применения нейросетевых технологий в целом.

В качестве базовой была принята двухслойная нейронная сеть с прямыми связями, имеющая I входов, N скрытых нейроэлементов и один выходной нейроэлемент. Входной паттерн P размерностью I во время функционирования нейронной сети преобразуются в выходную активность в соответствии с выражением:

$$Y(P) = f \left(\sum_{j=1}^N w_{j0} \cdot g \left(\sum_{i=1}^I w_{ji} \cdot P_i - T_j \right) - T_0 \right), \quad (1)$$

Скрытые нейроэлементы имеют логарифмическую функцию активации:

$$g(x_j) = \ln(x_j + \sqrt{x_j^2 + 1}), \quad (2)$$

где

$$x_j = \sum w_{ij} \cdot Y_i - T_j, \quad (3)$$

Y_i - входная активность нейроэлемента; T_j - порог нейроэлемента j . Единственный выходной нейроэлемент использует линейную функцию активации.

$$F(x_0) = K \cdot x_0, K = 1 \quad (4)$$

$$\text{где: } x_0 = \sum w_{i0} \cdot Y_i - T_0.$$

Использование неограниченной на всей области определения логарифмической функции активации вместо традиционной сигмовидной позволяет улучшить адаптивность и прогнозирующие свойства нейронных сетей, применяемых для прогнозирования нестационарных процессов.

Наиболее популярным методом обучения для многослойных нейронных сетей является алгоритм обратного распространения ошибки (Back Propagation Error). Данный алгоритм базируется на методе градиентного спуска в пространстве весовых коэффициентов нейроэлементов и состоит из набора итерационных процедур преобразования весов и порогов нейроэлементов по следующим правилам:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}(t)}, \quad (4)$$

$$\Delta T_j(t) = -\alpha \frac{\partial E_p}{\partial T_j(t)}, \quad (5)$$

где $\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}}$, $\frac{\partial E_p}{\partial T_j}$ - градиенты функции ошибки для тренировочного эталона P ;

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (Y_j^p - D_j^p)^2, \quad (6)$$

Y_j^p - выходная активность сети; D_j^p - желаемое значение выхода для тре-

нировочного эталона P . Во время обучения происходит процесс снижения общей ошибки сети:

$$E = \sum_{p=1}^P E_p. \quad (7)$$

С целью улучшения параметров обучения сети и устранения недостатков классического алгоритма обратного распространения ошибки, связанного с эмпирическим выбором постоянного шага обучения, используем метод скорейшего спуска для вычисления адаптивного шага обучения, в соответствии с которым:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(t) &= -\alpha(t) \frac{\partial E}{\partial w_{ij}(t)}, \\ \Delta T_i(t) &= -\alpha(t) \frac{\partial E}{\partial T_i}, \\ \alpha(t) &= \min\{E(w_{ij}(t+1), T_i(t+1))\}, \end{aligned} \quad (8)$$

где $\alpha(t)$ - значение шага, адаптируемое на каждой итерации t для каждого эталона P . Для линейной функции активации адаптивный шаг обучения определяется выражением [1]:

$$\alpha(t) = \frac{1}{K^2 \cdot (\sum Y_i^2 + 1)}, \quad (9)$$

где $Y_i(t)$ - элементы входной активности для линейного нейроэлемента. Для логарифмической функции активации оценка активного шага может быть получена согласно выражению:

$$\bar{\alpha}(t) = \frac{\sum g_j^2 \cdot Y_j'}{\left(1 + \sum Y_i^2\right) \cdot \sum g_j^2 \cdot (Y_j')^2}, \quad (10)$$

где Y_j' - производная логарифмической функции

$$Y_j' = \frac{1}{\sqrt{Y_j^2 + 1}}$$

$$y = \sum_j y_j \cdot r_j \cdot w_j$$

-для нейроэлементов скрытого слоя.

Использование алгоритма обучения с адаптивным шагом позволило значительно сократить число итераций обучения, увеличить точность и стабильность процесса обучения.

Данная нейросетевая модель и алгоритм её обучения реализована в виде программной системы и протестирована на прогнозировании реальных и математических временных рядов. Полученные экспериментальные результаты позволяют судить о наличии принципиально нового эффективного метода, обладающего перспективными возможностями выполнения сложных прогнозов.

СИСТЕМА УПРАВЛЕНЧЕСКОГО УЧЕТА НА ПРЕДПРИЯТИЯХ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

Л. А. Ковалев, В. Г. Пранович
ООО "Финаудит-Консалтинг"
г. Минск, Республика Беларусь

Многие десятилетия в системе управления социалистическим предприятием "камнем преткновения" являлся внутрихозяйственный расчет. Между тем, в странах с рыночной экономикой одной из наиболее разработанных и широко применяемых на практике систем управленческого (внутрихозяйственного) планирования, учета и анализа является система "директ-костинг" (*direct-costing*), основанная на расчете маржинального дохода в системе управления предприятием.

Управленческий учет - процесс в рамках организации, который обеспечивает управленческий аппарат организации (предприятия) информацией, используемой для планирования, собственно управления и контроля за деятельностью организации. В отличие от привычного нам бухгалтерского учета, управленческий учет содержит много приблизительных оценок, использует