

Моделювання в економіці, організація виробництва та управління проектами

УДК 004.942

М.А. Гринченко, Е.В. Лобова

Национальный технический университет «ХПИ», Харьков

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ РАЗВИТИЯ РЕГИОНАЛЬНЫХ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В работе рассматривается модификация имитационной модели прогнозирования процессов развития региональной макроэкономической системы с помощью построения искусственной нейронной сети – многослойного персептрона с парадигмой «обучение с учителем». Для данного типа сети формируется вектор входных данных, выбирается функция активации и алгоритм обучения. Многослойный персептрон позволяет решать задачу определения параметров, которые используются для формирования параметров и переменных при прогнозировании последствий проводимой государственной политики.

Ключевые слова: макроэкономическая система, прогнозирование, имитационная модель, нейронная сеть, государственная политика.

Введение

Выполняя аналитическую и диагностическую функции, а также функцию предвидения, прогнозирование является инструментом научного обоснования государственной или региональной политики. Для долгосрочного прогнозирования последствий проводимой государственной политики разрабатываются различные сценарии развития для региональной макроэкономической системы (РМЭС). Поэтому в работе ставится задача оценки последствий реализации государственных программ развития на уровне отдельных РМЭС.

Прогнозирование последствий государственной политики в работе рассматривается на основе имитационной модели прогнозирования процессов развития (ИМПР) РМЭС [1], которая позволяет осуществлять прогнозирование развития РМЭС в условиях рыночных механизмов саморегулирования. Чтобы отразить воздействия государственной политики на РМЭС необходимо дополнить имитационную модель следующими составляющими: моделью, которая отражает оцениваемую государственную политику и моделью коррекции настроенных параметров ИМПР [2].

Структура и параметры данных моделей формируются на основе данных, которые задаются группой экспертов. Однако процесс выработки единого мнения и обработки данных, между которыми существуют неявные взаимосвязи и закономерности, занимает длительный период времени и требует высокой квалификации экспертов. В связи с этим

возникает задача модификации ИМПР РМЭС с целью применения ее для прогнозирования последствий государственного регулирования при условии снижения фактора экспертного оценивания.

В настоящее время наблюдается огромный рост интереса к исследованию искусственных нейронных сетей и их практическому применению [3, 4, 5]. Важнейшая особенность сети состоит в параллельной обработке информации всеми звеньями. Параллельность обработки большого количества неоднородной информации ускоряет процесс принятия решения, благодаря чему нейронные сети широко применяются в задачах управления, моделирования, прогнозирования и оптимизации.

Другое не менее важное свойство сетей – они не нуждаются в заранее известной модели, а строят ее сами только на основе предложенной информации. Используя способность обучения на множестве примеров, нейронная сеть решает задачи, в которых неизвестны закономерности развития ситуации и зависимости между входными и выходными данными.

Построение искусственной нейронной сети для выполнения задачи определения значений корректирующих функций для ИМПР РМЭС, представляет собой основную задачу данного исследования.

Целью исследования является повышение эффективности ИМПР за счет модификации модели путем построения нейронной для определения корректирующих функций, отражающих влияние управляющих воздействий моделируемой государственной политики на параметры модели.

Место нейронной сети в системе моделирования и прогнозирования

Система моделирования и прогнозирования процессов развития РМЭС должна включать следующие основные модули (рис. 1): подсистему настройки ИМПР на реальную РМЭС, подсистему прогнозирования на основе ИМПР, подсистему моделирования и прогнозирования значений макропо-

казателей по системе национальных счетов (СНС), подсистему оценивания качества прогнозирования на проверочном подпериоде, подсистему формирования сценариев проведения государственной политики и формирования на ее основе управляющих воздействий в соответствии с формализованной моделью, подсистему корректировки настроечных параметров ИМПР и подсистему прогнозирования в условиях государственного регулирования [1].

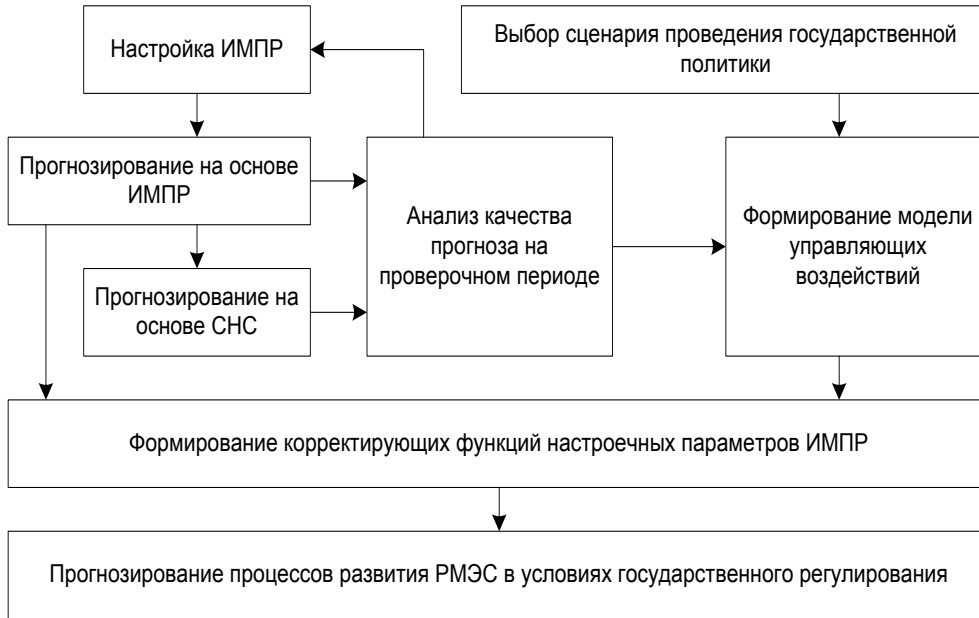


Рис. 1. Обобщенная технология вариантного прогнозирования процессов развития РМЭС

Как показано в [1], ИМПР РМЭС может быть использована для долгосрочного прогнозирования процессов развития в условиях государственного регулирования. В отличие от технологии прогнозирования на основе рыночных механизмов саморегулирования, рассмотренной в [1, 2], для моделирования воздействий государственной политики на РМЭС необходимо настроечные параметры ИМПР представить как временные функции:

$$\bar{N}_s(t_{k+1}) = f_s(\bar{N}_s(t_k), \varphi_1(t_k), \varphi_2(t_k), \dots, \varphi_m(t_k)),$$

где \bar{N}_s – настроечные параметры ИМПР, $\varphi_i(t_k)$ – значения макропоказателей, задаваемых экспертным путем при формировании сценариев прогнозирования.

Основное назначение разрабатываемой нейронной сети – это определение корректирующих функций f_s для определения настроечных параметров $\bar{N}_s(t_{k+1})$ на каждом шаге имитационного алгоритма.

Благодаря уникальным свойствам сети (способность к обучению, обработки неоднородной информации большой размерности и устойчивости), применение нейронной сети для определения

$\bar{N}_s(t_{k+1})$ позволит ускорить процесс прогнозирования переменных состояния РМЭС на последующий период прогнозирования при влиянии государственной политики, а также сделать его более точным и экономичным.

Для решения данной задачи предполагается построение многослойной нейронной сети. Для данной сети формируется вектор входных данных, выбирается функция активации и алгоритм обучения.

При выполнении работы были изучены особенности таких видов сетей, как: сети прямого распространения, рекуррентные сети, радикально-базисные функции, самоорганизующиеся карты Кохонена, нейронные сети с различным характером обучения (обучение с учителем и без учителя) [3, 4, 5]. Для решения поставленной задачи был выбран многослойный персептрон с парадигмой "обучение с учителем".

В общем случае, многослойный персептрон состоит из нескольких слоев: входного слоя, нескольких скрытых слоев вычислительных нейронов, одного выходного слоя нейронов. Количество слоев сети и нейронов в каждом слое зависит от входных данных сети.

Привлекательность многослойного персептрона для поставленной задачи состоит, в частности, в его способности к обобщению данных. При обучении нейросеть сама выявляет закономерности в связях входных и выходных образов, тем самым как бы "обобщает" полученный на обучающей выборке опыт.

Обобщенная структура многослойного персептрона приведена на рис. 2.

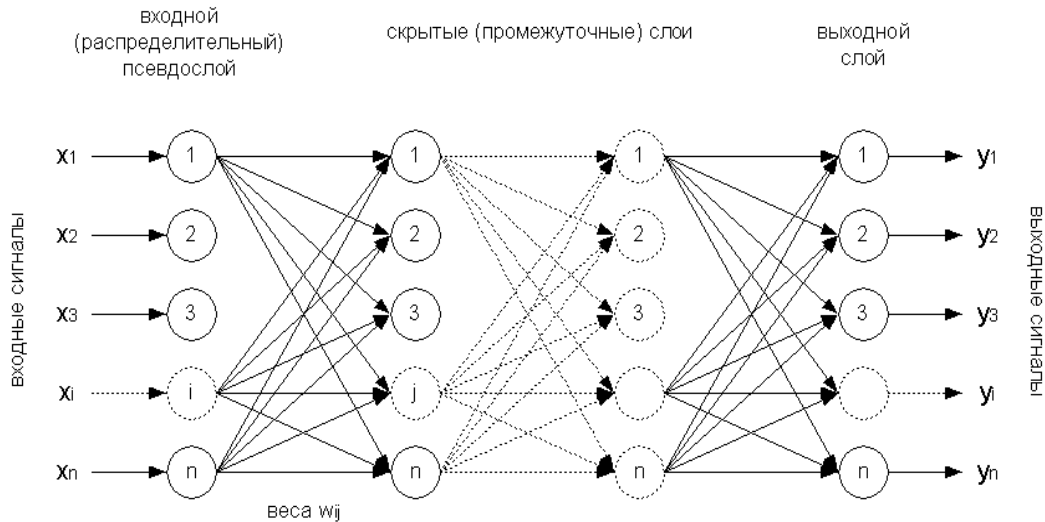


Рис. 2. Обобщенная структура многослойного персептрона

Кроме того, она имеет свойство усиливать слабые сигналы лучше, чем сильные, и предотвращает насыщение от сильных сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоида имеет пологий наклон [3].

Алгоритм обучения нейронной сети

Процесс обучения сети состоит в настройке весов связей для эффективного выполнения конкретной задачи. Для процесса обучения необходимо иметь модель внешней среды, в которой функционирует нейронная сеть – нужную для решения задачи информацию. Во-вторых, необходимо определить, как настраиваются веса связей сети.

Для минимизации ошибки на выходе многослойного персептрона используется метод обучения под названием «алгоритм обратного распространения ошибки» [4]. Данный алгоритм относится к алгоритмам обучения с учителем. Принцип обучения нейронной сети базируется на вычислении отклонений значений сигналов на выходных процессорных элементах от эталонных и обратном "прогоне" этих отклонений до входных элементов с целью коррекции ошибки [4].

Для обучения сети задается совокупность пар векторов $\{x_s, d_s\}$, $s=1..s$, где $\{x_s\} = \{x_1...x_s\}$ – совокупность входных векторов, $\{d_s\} = \{d_1...d_s\}$ – совокупность эталонов исходных векторов. Сово-

купность пар $\{x_s, d_s\}$ образуют обучающее множество. Ошибкой сети можно считать $E_s = \|d_s - y_s\|$ для каждой пары $\{x_s, d_s\}$.

Задача построения многослойного персептрона сводится к решению двух подзадач, а именно, в выборе функции активации и алгоритма обучения. Нейронная сеть должна уметь аппроксимировать нелинейную зависимость между входными и выходными параметрами, данная нелинейность вводится в сеть в виде нелинейной функции активации – сигмоида.

Задача обучения заключается в подборе таких значений параметров сети, чтобы ошибка E_s была минимальной для данного обучающего множества [3].

Алгоритм обратного распространения ошибки разбивается на два этапа. На первом этапе на вход сети подается определенный входной вектор x_s из обучающего множества $\{x_s, d_s\}$, производится расчет выходов нейронной сети. На втором этапе подсчитывается ошибка δ для каждого выхода сети и начинается ее обратное распространение от выходного слоя к входному.

Алгоритм метода обратного распространения ошибки состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Определить элементы обучающей выборки $\{x_s, d_s\}$. Задать скорость обучения сети $\eta > 0$ и некоторое значение $E_{max} > 0$, характеризующее точность процесса обучения.

Шаг 2. Подать входной вектор на вход сети. Назначить веса $W = \{w_1...w_s\}$ (изначально веса выбираются произвольным образом).

Шаг 3. Рассчитать взвешенные суммы S_j^i и выходы для каждого слоя сети $y(x)$, производные

функции активации для каждого слоя в режиме прямого распространения сигналов сети.

Шаг 4. Для каждого нейрона выходного слоя рассчитать его ошибку δ .

Шаг 5. Повторить шаг 4 последовательно для всех предыдущих скрытых слоёв, идущих до последнего скрытого.

Шаг 6. Для всех слоев обновить значения весов каждого нейрона.

Шаг 7. Если прошлись по всей обучающей выборке, то перейти к шагу 8, если нет, то к шагу 2.

Шаг 8. Рассчитать суммарную квадратичную ошибку по выборке

$$E = \frac{1}{2} \sum_j^P \sum_s^P (y_j^s - d_j^s)^2,$$

где P – число примеров в обучающем множестве $\{x_s, d_s\}$; s – число нейронов в выходном слое сети; j – входной образ сети.

Шаг 9. Если суммарная квадратичная ошибка сети существенна, т.е. $E > E_{\max}$, то перейти к шагу 2, если нет, то к шагу 10.

Шаг 10. Конец обучения сети.

Таким образом, цель обучения сети состоит в таком определении значений весов нейронов каждого слоя сети, чтобы при заданном входном векторе x_s получить на выходе y_s значения сигналов, совпадающие с требуемой точностью с ожидаемыми значениями d_s .

Выводы

В данной работе предложена модификация имитационной модели прогнозирования процессов развития региональной макроэкономической системы, которая заключается в построении нейронной

сети для определения значений настроечных параметров с учетом влияния различных сценариев проведения государственной политики на параметры и переменные ИМПР РМЭС.

Основным направлением дальнейших исследований является разработка программного обеспечения для решения задачи прогнозирования последствий проведения государственной политики с использованием нейронной сети для корректировки параметров ИМПР РМЭС.

Список литературы

1. Гринченко М.А. *Моделі та інформаційна технологія прогнозування процесів розвитку макроекономічних систем (на прикладі Харківської області): автореф. дис. ... техн. наук: спец. 05.13.06 "Інформаційні технології"* / М.А. Гринченко. – Х., 2012. – 20 с.
2. Лисицкий В.Л. *Разработка имитационной модели прогнозирования процессов развития макроэкономических систем* / В.Л. Лисицкий, М.А. Гринченко // *Східноєвропейський журнал передових технологій*. – Х.: Технологічний центр, 2009. – № 3/5(39). – С. 4-8.
3. Еремін Д.М. *Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления* / Д.М. Еремін, И.Б. Гарцев. – М.: МИРЭА, 2004. – 75 с.
4. Комашинский В.И. *Нейронные сети и применение в системах управления и связи* / В.И. Комашинский, Д.А. Смирнов. – М.: Изд-во Горячая линия – Телеком, 2003. – 94 с.
5. Осовский С.В. *Нейронные сети для обработки информации* / С.В. Осовский; пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

Поступила в редколлегию 31.10.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. М.Д. Годлевский, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт», Харьков.

ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ РОЗВИТКУ РЕГІОНАЛЬНИХ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

М.А. Гринченко, О.В. Лобова

У роботі розглядається модифікація імітаційної моделі прогнозування процесів розвитку регіональної макроекономічної системи за допомогою побудови штучної нейронної мережі – багатошарового перцептрона з парадигмою «навчання з учителем». Для даного типу мережі формується вектор вхідних даних, вибирається функція активації та алгоритм навчання. Багатошаровий перцептрон дозволить вирішувати завдання визначення параметрів, які використовуються для формування параметрів та змінних моделі при прогнозуванні наслідків проведеної державної політики.

Ключові слова: макроекономічна система, прогнозування, імітаційна модель, нейронна мережа, державна політика.

THE FORECASTING OF DEVELOPMENT PROCESSES OF REGIONAL MACROECONOMIC SYSTEMS WITH THE HELP OF NEURON NETWORKS

M.A. Grinchenko, O.V. Lobova

The paper deals with the process of modification the simulation model forecasting development processes of regional macroeconomic systems by constructing an artificial neuron network – a multilayer perceptron with the paradigm of "learning with a teacher". For this type of network is formed the vector of input data, is selected the activation function and the learning algorithm. The multilayer perceptron will solve the problem of determining the parameters that are used to form the parameters and variables of the model in predicting the effects of state policy.

Keywords: macroeconomic system, forecasting, simulation model, neuron network, state policy.