УДК 303.732.4

Е. А. ВОРОНИН, *доктор техн. наук, профессор*
Д. Н. ЗАХАРОВ, *старший преподаватель*
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Московский государственный агроинженерный университет имени В. П. Горячкина»
С. О. СИПТИЦ, *доктор экон. наук, директор*
Государственное научное учреждение «Всероссийский институт аграрных проблем и информатики имени А. А. Никонова» Российской академии сельскохозяйственных наук

E. A. VORONIN, *PhD (Eng), professor*
D. N. ZAKHAROV, *senior lecturer*
Federal State Budgetary Establishment of Higher Professional Education "Moscow State Agroengineering University named after V. P. Goryachkin"
S. O. SIPTITS, *PhD (Econ), president*
State Scientific Institution "Russian Institute of Agricultural Problems and Informatics named after A. A. Nikonov" Russian Agricultural Academy

АНАЛИЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ И ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ АПК РЕГИОНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

STATISTICAL ANALYSIS OF INDICATORS AND BUILDING THE MODEL OF REGION AGRICULTURE USING A NEURAL NETWORK MODELING TECHNOLOGY

В работе представлены методы и информационные технологии идентификации, прогнозирования поведения и планирования оптимального управления развитием экономики региона или отрасли.
Ключевые слова: *нейронная сеть, обработка данных, Воронежская область, показатели, ситуационный анализ.*

The paper presents the methods and information technologies of identification and prediction of behavior and planning the optimal regulation of economics of the region or industry.
Key words: *neural network, data processing, Voronezh region, indicators, situational analysis.*

В настоящее время важной задачей является развитие и повышение благосостояния многих регионов и отраслей нашей страны. Опыт показывает, что, несмотря на достаточно большие финансовые вливания, ожидаемый эффект мало ощутим или вообще отсутствует.

Причин этого явления достаточно много, начиная от добросовестности чиновников, неразвитости инфраструктуры управления, отсутствия экономической культуры и заканчивая умением управлять развитием таких сплошных систем, как регион или отрасль. Известный лозунг «рынок все исправит» здесь не применим, так как рыночная экономика требует знаний и опыта в планировании инвестиций и прогнозировании их результатов.

Экономические механизмы регионов (районов, областей, республик) представляют собой сложную динамическую систему, которая взаимодействует с окружающей средой через природные, экономические, политические, социальные, научно-технические и другие факторы.

Без достаточного прогнозирования результатов воздействия вариации этих факторов невозможно целенаправленное управление развитием такого рода объектов или систем.

Изучение планов развития регионов Российской Федерации показало, что в них практически полностью отсутствуют механизмы и программы реализации. Это объясняется сложностью социально-экономических систем, отсутствием методик, методов и инструментов проведения соответствующих расчетов.

Однако следует заметить, что математическим методам описания сложных экономических систем посвящено большое количество работ, начиная с В. В. Леонтьева, Д. фон Неймана и Дж. Кейнса [1, 2]. Усложнение этих моделей в области привлечения теории случайных процессов переросло в новое научное направление — эконофизику [3].

Большое внимание этой проблеме, применительно к сельскому хозяйству, уделяет научная школа ВИАПИ имени А. А. Никонова. В работах [4, 5] представлены математические модели аграрных рынков с выбором эффективных способов управления ими [4], а также экономико-математическая модель и методика оптимального распределения ресурсов целевых программ развития сельского хозяйства [5].

Если экономико-математические модели в [1, 2] имеют феноменологический характер, т. е. построены на интуиции и размышлениях авторов, то в [4, 5] широко используются эмпирические данные и экспертные оценки для настройки соответствующих моделей. Соответственно, если модели [1, 2] несут в себе субъективизм авторов и выдают результаты, скорее, качественного характера, то модели [4, 5] в некоторой степени избавлены от этого недостатка, но и они несут в себе некоторый остаточный субъективизм авторов и требуют постоянной корректировки по мере динамического изменения описываемой ими системы.

Возникает проблема, как построить динамически уточняемую экономико-математическую модель региона или отрасли, позволяющую оптимально планировать распределение ресурсов и прогнозировать их результаты.

В условиях современных достижений информационных технологий, когда созданы и постоянно актуализируются федеральные, отраслевые и региональные хранилища информации, практически решена, но возникает задача ее отбора, обработки и применения для обоснования управленческих решений представленной проблемы. Классические методы подгонки экономико-математических моделей и оптимального управления для этого не применимы. Однако в работе [6] авторами показано, что матричные математические модели типа В. В. Леонтьева и Д. фон Неймана адекватно представлены нейронными сетями. Более того, нейронные сети подходят для представления динамических моделей как линейного, так и нелинейного типа, а их способность к обучению позволяет полностью поддерживать ее свойства в актуальном для реальности состоянии.

Исходя из этих результатов, авторами предпринята попытка реализовать такую сеть и на ее основе построить интерактивную экономико-математическую модель аграрной отрасли хозяйствования региона.

В качестве модельного региона была взята Воронежская область, которая является довольно типичной и достаточно устойчивой в развитии производителей сельскохозяйственной продукции.

В качестве исходной информации были использованы данные базы данных «АПК регион», представленные ВИАПИ имени А. А. Никонова.

Приступая к построению математической модели, разделим показатели, оказывающие значимое влияние на работу агропромышленного комплекса, на внешние, управляющие и управляемые.

Наиболее значимыми внешними факторами являются инфляция и климатические условия.

Управляющие факторы: бюджетные субсидии, относимые на результаты хозяйственной деятельности сельхозпредприятий, долгосрочные и краткосрочные кредиты, капитальные вложения за счет федерального бюджета и бюджетов субъектов, инвестиции в основной капитал.

В соответствии с классическими понятиями экономики параметры состояния системы были разбиты на три группы: основной капитал, оборотный капитал и труд.

Параметры, характеризующие состояние основного капитала: общая площадь сельскохозяйственных угодий, площадь пашни, посевная площадь во всех категориях хозяйств, посевная площадь зерновых, зернобобовых, пшеницы, ржи, кукурузы, подсолнечника, картофеля, овощей, численность крупного рогатого скота, наличие тракторов, зерноуборочных, кормоуборочных и свеклоуборочных комбайнов.

Параметры, характеризующие состояние оборотного капитала: валовой сбор овощей, подсолнечника, картофеля, кукурузы, ржи, пшеницы во всех категориях хозяйств, производство яиц, молока, потребительские расходы в среднем на душу населения, заготовление грубых и сочных кормов, сена, силоса, кормовых корнеплодов, расход кормов, поставки бензина и дизтоплива, минеральных удобрений, уровень известкования почв, внесение минеральных и органических удобрений, потребление газа, электроэнергии и каменного угля.

Параметры, характеризующие трудовые ресурсы: количество малых предприятий в сельском хозяйстве, денежные доходы населения, численность населения, среднегодовая численность занятого в экономике населения, количество сельскохозяйственных предприятий, численность сельского населения, количество фермерских хозяйств.

При реализации программного комплекса использовались возможности пакета IntelparallelStudio. Разработка велась на языке C++. Это позволило значительно увеличить производительность системы за счет распараллеливания вычислительного процесса подбора параметров обучения нейронной сети на многопроцессорных и вычислительных комплексах, что очень важно для нейронных сетей с большим количеством входных и выходных параметров и скрытых нейронных слоев.

Статистические данные по Воронежской области, отобранные из базы данных «АПК регион» и баз данных федеральной службы государственной статистики в соответствии с представленной классификацией с 1990 по 2011 годы сформированы в виде двух выборок: обучающей и тестовой.

Принцип обучения нейронной сети основан на рекуррентных вычислениях и сравнениях вида:

$$F\left(\overline{S}(n),\overline{U}(n+1),\overline{V}(n+1)\right) <=> \overline{F}(\mathrm{n}+1), \quad (1)$$

где F — оператор «нейронная сеть»; $\overline{S}(n)$ — вектор состояния системы в n-м году; $\overline{U}(n+1)$ — управляемые параметры в $(n+1)$-м году; $\overline{V}(n+1)$ — внешние факторы в $(n+1)$ году; $\overline{S}(n+1)$ — вектор состояния системы в $(n+1)$ году.

Параметры:

количество нейронов входного слоя — 59;

количество нейронов выходного слоя — 50;

эпохи обучения сети — 50 000;

метод обучения — FANN_TRAIN_RPROR;

симметричная сигмоида функции активации нейронов.

Путем перебора количества нейронов в скрытом слое было установлено, что удовлетворительную точность обучения можно получить, начиная с 20 нейронов в скрытом слое.

Результаты расчетов зависимости точности обучения от количества скрытых нейронов представлены на рис. 1.

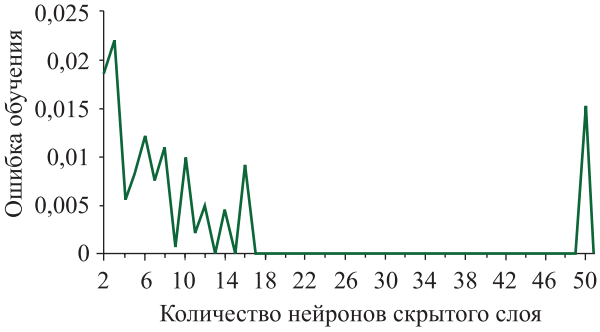


Рис. 1. **Зависимость ошибки обучения от количества нейронов в скрытом слое**

Результаты испытаний показали, что ошибка прогнозирования колеблется по годам в пределах от 0,1 до 0,36, что нельзя признать удовлетворительным результатом. Погрешность объясняется малым объемом обучающей выборки и недообученностью сети.

Известно, что статистические данные соответствуют действительности с погрешностью 5…15 %, так как реальный тренд наблюдений находится в некотором временном канале шириной от 5 до 15 %. Тогда пополнить статистические данные можно случайными значениями, лежащими в указанном диапазоне погрешности, что существенно повысит обобщающую способность нейронной сети.

С целью проверки этой гипотезы был проведен вычислительный эксперимент по оценке точности и обобщающей способности сети при выборке образцов, дополненной случайными значениями по годам, соответственно 5, 10 и 15 %. Для этого рассчитан объем выборки образов [7, 8]:

$$N = \frac{W}{E}, \quad (2)$$

где N — объем выборки образцов; W — количество синаптических связей в сети; E — допустимая погрешность аппроксимации сети.

В рассматриваемой сети число входных нейронов равно 59, скрытых — 20, выходных — 50, следовательно, W = (59 + + 50)·20 = 2180.

Тогда объемы обучающих выборок для указанных погрешностей аппроксимации будут равны: при 5 % — 43 600, при 10 % — 21 800, при 15 % — 14 533.

Следовательно, для каждого года наблюдений необходимо дополнительно сгенерировать случайные числа. Если число годов устойчивых доверительных наблюдений равно 12, то для каждого года необходимо: при 5 % — 3633, при 10 % — 1816, при 15 % — 1211.

Значения дополнительных данных вычислялись по формуле

$$\tilde{X}_{ij} = x_i(1+\varepsilon_i\delta), \quad (3)$$

где $\tilde{X}_{ij}$ — случайное дополнительное значение обучающей выборки параметра x за i-й год наблюдений; x_i — значение параметра x за i-й год наблюдений; ε_j — j-е значение случайного числа, подчиняющегося равномерному распределению на интервале (–1, 1); δ — нормирующий коэффициент размаха отклонений (соответственно 0,05; 0,1; 0,15).

Для трех значений отклонений были сгенерированы три обучающих выборки, и по ним произведены соответственные обучения сети с выбором оптимального числа нейронов в скрытом слое. Результаты представлены в виде графиков по показателю «Производство валовой продукции сельского хозяйства во всех категориях хозяйств, в фактических ценах (млн р.) после 1998 года на рис. 2.

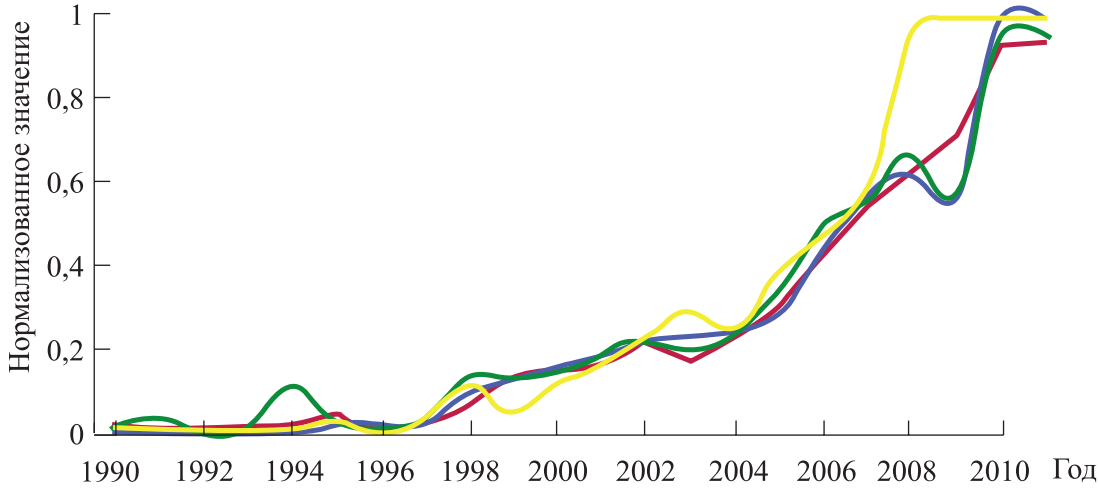


Рис. 2. **Сравнение оригинальных и полученных сетью показателей при уровне случайных чисел:** — оригинальное значение; — 5 %; — 10 %; — 15 %

Обученная сеть позволяет прогнозировать динамику изменения социально-экономического состояния региона или отрасли. Для этого необходимо реализовать следующую схему вычисления (рис. 3).

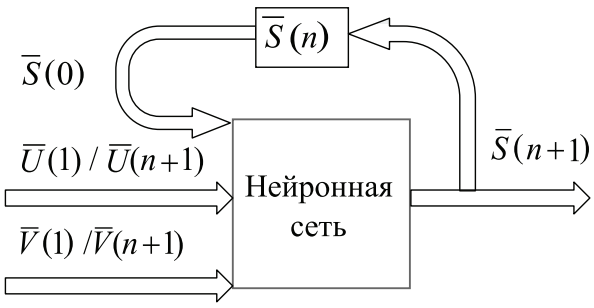


Рис. 3. **Схема алгоритма прогнозирования**

При старте алгоритма на вход нейронной сети подается $\overline{S}(0)$ — начальное состояние системы, $\overline{U}(1)$ — управляемое воздействие в первом году прогнозирования, $\overline{V}(1)$ — ожидаемые внешние (независимые) воздействия в первом году прогнозирования. Далее циклически на вход подаются значения $\overline{S}(n), \overline{U}(n+1), \overline{V}(n+1)$, а на выходе — $\overline{S}(n+1)$ — ожидаемое состояние системы. Процесс продолжается до $n+1 = n_k$, где n_k — конечный год прогнозирования.

Обученную сеть и вышеизложенный алгоритм прогнозирования достаточно удобно использовать для выбора оптимальной стратегии управления ресурсами в целевых программах развития региона.

Существует достаточно большое количество методов выбора алгоритмов оптимального управления, но все они базируются на знании математической модели управляемого объекта. В рассматриваемом случае эту модель заменяет нейронная сеть и ее можно выписать в виде системы конечно-разностных уровней, но при большом количестве переменных и нелинейных связей между ними аналитические методы бесполезны. Поэтому, учитывая небольшой срок прогнозирования (5…10 лет), предлагается упрощенный алгоритм нейродинамического программирования [7], т. е. методом Монте-Карло генерируется управляющая последовательность $\{V_i,\ i = 1 \ldots n_k\}$, удовлетворяющая условию $\sum_i = V_i = R$, где R — заданный объем распределенного ресурса.

Подавая на вход нейронной сети эту управляющую последовательность, наблюдаем или вычисляем прогнозируемое значение критерия оптимизации. Такая генерация управляющих последовательностей и прогонка ее через схему прогноза ожидаемого эффекта продолжается до тех пор, пока изменение отобранного критерия оптимизации не будет превышать заданной погрешности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Панюков А. В.** Математическое моделирование экономических процессов: уч. пособие. — М. : Книжный дом «Либроком», 2010. — 192 с.
2. **Прасолов А. В.** Математические методы экономической динамики : уч. пособие. — СПБ. : Лань, 2008. — 352 с.
3. **Романовский Ю. М., Романовский М. Ю.** Введение в эконофизику: статические и динамические модели. — 2-е изд. — М., Ижевск : Институт компьютерных исследований, 2012. — 340 с.
4. **Сиптиц С. О.** Проектирование эффективных механизмов государственного регулирования аграрного рынка методами математического моделирования. — М. : Энциклопедия российских деревень, 2004. — 138 с.
5. **Сиптиц С. О.** Экономико-математическая модель и методика оптимального распределения ресурсов целевых программ развития сельского хозяйства. — М. : Энциклопедия российских деревень, 2011. — 80 с.
6. **Воронин Е. А., Захаров Д. Н.** Построение самообучающихся графов динамических систем с сосредоточенными параметрами // Агрожурнал МГАУ [Электронный ресурс]. — 2012. — № 17(1). — Номер свидетельства Роскомнадзора: Эл № 77-2977. — Режим доступа: http://agromagazine.msau.ru/issue-17/69-voronin-zakharov-2.html.
7. **Хайкин С.** Нейронные сети: полный курс / Пер. с англ. — 2-е изд. — М. : Изд-ий дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
8. **Каллан Р.** Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. — М. : Изд-ий Дом «Вильямс», 2003. — 288 с.

REFERENCES

1. **Panyukov A. V.** Matematicheskoe modelirovanie ekonomicheskikh protsessov: uch. posobie. — M. : Knizhnyy dom «Librokom», 2010. — 192 p.
2. **Prasolov A. V.** Matematicheskie metody ekonomicheskoy dinamiki : uch. posobie. — SPB. : Lan', 2008. — 352 p.
3. **Romanovskiy Yu. M., Romanovskiy M. Yu.** Vvedenie v ekonofiziku: staticheskie i dinamicheskie modeli. — 2-e izd. — M., Izhevsk : Institut komp'yuternykh issledovaniy, 2012. — 340 p.
4. **Siptits S. O.** Proektirovanie effektivnykh mekhanizmov gosudarstvennogo regulirovaniya agrarnogo rynka metodami matematicheskogo modelirovaniya. — M. : Entsiklopediya rossiyskikh dereven', 2004. — 138 p.
5. **Siptits S. O.** Ekonomiko-matematicheskaya model' i metodika optimal'nogo raspredeleniya resursov tselevykh programm razvitiya sel'skogo khozyaystva. — M. : Entsiklopediya rossiyskikh dereven', 2011. — 80 p.

6. **Voronin E. A., Zakharov D. N.** Postroenie samoobuchayushchikhsya grafov dinamicheskikh sistem s sosredotochennymi parametrami // Agrozhurnal MGAU [Electronic resource]. — 2012. — № 17(1). — Nomer svidetel'stva Roskomnadzora: El № 77-2977. — Rezhim dostupa: http://agromagazine.msau.ru/issue-17/69-voronin-zakharov-2.html.
7. **Khaykin S.** Neyronnye seti: polnyy kurs / Per. s angl. — 2-e izd. — M. : Izd-iy dom «Vil'yams», 2006. — 1104 p.
8. **Kallan R.** Osnovnye kontseptsii neyronnykh setey / Per. s angl. — M. : Izd-iy Dom «Vil'yams», 2003. — 288 p.

Материал поступил в редакцию 10.06.13.

Воронин Евгений Алексеевич, *доктор техн. наук,*
заведующий кафедрой «Вычислительная техника и прикладная математика»
Тел. 8-926-811-81-75
E-mail: e.voronin1@gmail.com
Захаров Дмитрий Никанорович, *старший преподаватель кафедры «Вычислительная техника и прикладная математика»*
Тел. 8-926-319-02-26
E-mail: d.zaharov@msau.ru
Сиптиц Станислав Оттович, *доктор экон. наук, директор*
Тел. 8 (495) 607-71-77