

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ РЕАЛИЗАЦИИ МОДЕЛЕЙ НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ ДЛЯ ИНФОРМАЦИОННО-КОМУНИКАЦИОННОЙ ПЛАТФОРМЫ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

NEURAL NETWORKS IMPLEMENTATION OF MODELS OF NONLINEAR DYNAMIC OBJECTS FOR INFORMATION AND COMMUNICATION PLATFORM OF MACHINE-BUILDING ENTERPRISES

Проблема, рассматриваемая в данной статье – это актуальность применения алгоритмов искусственных нейронных сетей в экономике, а точнее для информационно-коммуникационной платформы машиностроительного предприятия. Применение нейросетевых методов позволяет решить проблемы экономико-статистического моделирования, повысить адекватность математических моделей, приблизить их к экономической реальности. Поскольку экономические, финансовые и социальные системы предприятия очень сложны и являются результатом человеческих действий и противодействий, создание полной математической модели с учётом всех возможных действий и противодействий является сложной задачей. Целью разработанной нейросетевой модели является обучение сети на основе различных моделей ошибки. Выбранный способ управления бизнес процессами на предприятии ориентирован на повышение конкурентоспособности предприятия. Методы исследования – это аппроксимация нелинейной функции некоторыми наперед выбранными базисными функциями для двух видов документации, структурированной и неструктурированной. Формирование системы мониторинга и анализа информации является необходимым и достаточным условием для стабильного развития предприятия. Основными результатами исследования являются параметры и веса данных функций, которые определяются в процессе обучения сети на основе минимизации некоторого функционала от ошибки идентификации. Развертывание модели информационно-коммуникационной инфраструктуры на предприятии обеспечивает развитие предприятия и управление всеми ресурсами в едином информационном пространстве.

В результате задача обучения ИНС сводится к минимизации ошибки обучения. При этом минимизация может осуществляться прямыми и непрямыми методами. Процесс обучения является устойчивым и сходящимся после построения моделей ошибок. Выбранный способ управления бизнес процессами на предприятии ориентирован на повышение конкурентоспособности предприятия как основу его динамического развития.

Ключевые слова: ИНС, информационно-коммуникационная платформа, нелинейный динамический объект, аппроксимация, конкурентоспособность.

Проблема, що розглядається в цій статті – це актуальність застосування алгоритмів штучних нейронних мереж в економіці, а точніше для інформаційно-комунікаційної платформи машинобудівного підприємства. Застосування нейронмережових методів дозволяє вирішити проблеми економіко-статистичного моделювання, підвищити адек-

ватність математичних моделей, наблизити їх до економічної реальності. Оскільки економічні, фінансові та соціальні системи підприємства дуже складні і є результатом людських дій і протидій, створення повної математичної моделі з урахуванням всіх можливих дій і протидій є складним завданням. Метою розробленої нейромережової моделі є навчання мережі на основі різних моделей помилки. Обраний спосіб управління бізнес процесами на підприємстві орієнтований на підвищення конкурентоспроможності підприємства. Методи дослідження – це апроксимація нелінійної функції деякими наперед вибраними базисними функціями для двох видів документації структурованої і неструктурованої. Формування системи моніторингу і аналізу інформації є необхідною і достатньою умовою для стабільного розвитку підприємства. Основними результатами дослідження є параметри і ваги даних функцій, які визначаються в процесі навчання мережі на основі мінімізації деякого функціоналу від помилки ідентифікації. Розгортання моделі інформаційно-комунікаційної інфраструктури на підприємстві забезпечує розвиток підприємства і управління всіма ресурсами в єдиному інформаційному просторі. В результаті задача навчання ИНС зводиться до мінімізації помилки навчання. При цьому мінімізація може здійснюватися прямими і непрямими методами. Процес навчання є стійким та таким, що сходиться, після побудови моделей помилки. Обраний спосіб управління бізнес процесами на підприємстві орієнтований на підвищення конкурентоспроможності підприємства як основу його динамічного розвитку.

Ключові слова: ИНС, інформаційно-комунікаційна платформа, нелінійний динамічний об'єкт, апроксимація, конкурентоспроможність.

The problem considered in this article is the relevance of the application of algorithms for artificial neural networks in the economy, or more precisely for the information and communication platform of a machine building enterprise. Application of neural network methods allows to solve problems of economic and statistical modeling, to increase the adequacy of mathematical models, to bring them closer to the economic reality. Since the economic, financial and social systems of the enterprise are very complex and are the result of human actions and counteractions, creating a complete mathematical model with all possible actions and counteractions is a difficult task. The purpose of the developed neural network model is to train the network based on various error models. The chosen way of managing business processes at the enterprise is focused on increasing the competitiveness of the enterprise. The methods of investigation are the approximation of a nonlinear function by some preassigned basic functions for two types of documentation, structured and unstructured. The formation of a system for monitoring and analyzing

УДК 331.1

Ткачева Т.С.

к.т.н., доцент,
докторант кафедры государственного управления, публичного администрирования и региональной экономики
Харьковский национальный экономический университет имени Семёна Кузнеця

information is a necessary and sufficient condition for the stable development of an enterprise. The main results of the study are the parameters and weights of these functions, which are determined in the learning process of the network based on the minimization of some functionality from the identification error. Deployment of the information and communication infrastructure model at the enterprise and management of all resources in a single information space. As a result, the task of teaching

INS is to minimize the learning error. Minimization can be carried out by direct and indirect methods. The learning process is stable and convergent after the construction of error models. The chosen way to manage business processes at the enterprise is focused on increasing the competitiveness of the enterprise as the basis for its dynamic development.

Key words: ANN, information and communication platform, nonlinear dynamic object, approximation, competitiveness.

Постановка проблеми. Моделирование экономических процессов может осуществляться как с помощью традиционных математических методов, так и с применением искусственных нейронных сетей. Нейронные сети позволяют решать задачи, с которыми не могут справиться традиционные методы, они способны решать задачи, опираясь на неполную, зашумленную, искаженную информацию.

Важным преимуществом использования нейронных сетей для обработки больших массивов данных являются: значительное повышение быстродействия процесса по сравнению с традиционными математическими методами, возможность обучения нейронной сети по эталонным образцам, а также изменение топологии сети, исходя из требований решаемой задачи. Таким образом, алгоритмы искусственных нейронных сетей нашли широкое применение в экономике. С помощью нейронных сетей решается задача разработки алгоритмов нахождения аналитического описания закономерностей функционирования экономических объектов (предприятие, отрасль, регион).

Эти алгоритмы применяются к прогнозированию некоторых выходных показателей объектов. Применение нейросетевых методов позволяет решить некоторые проблемы экономико-статистического моделирования, повысить адекватность математических моделей, приблизить их к экономической реальности. Поскольку экономические, финансовые и социальные системы очень сложны и являются результатом человеческих действий и противодействий, создание полной математической модели с учётом всех возможных действий и противодействий является очень сложной задачей. В системах подобной сложности естественным и наиболее эффективным является использование моделей, которые напрямую имитируют поведение общества и экономики. Именно это способна предложить методология нейронных сетей.

К основным игрокам рынка нейросетей можно отнести Google и её подразделение Google (DeepMind, AlphaGo, и GoogleBrain). Собственные разработки в этой области есть у Microsoft (MicrosoftResearch). Созданием нейронных сетей занимаются в IBM, Facebook (подразделение Facebook AI Research) и другие. Поскольку нара-

ботки в области ИНС открыты крупными компаниями в связи с тем, что необходимо дать развитие этой области среди большого числа сфер человеческой деятельности, то применение ИНС на промышленных предприятиях является скорее необходимым условием развития производства на крупных машиностроительных предприятиях.

Анализ последних исследований и публикаций в области применения ИНС в экономике показал, что исследования таких ученых как изучение искусственных нейронных сетей началось недавно с работ В. Маккалока и В. Питтса, которые и сформировали понятие нейронная сеть. Исследованием искусственных нейронных систем также занимались такие ученые как Н. Винер, Д. Хебб, Ф. Розенблатт Т. Кохонен, Дж. Андерсон и другие. О. Руденко дал понятия об основах теории искусственных нейронных сетей [1]. А. Матвийчук рассмотрел в своих трудах искусственный интеллект в экономике, применение нейронных сетей в экономике предприятия [2]. В. Гаец рассмотрел в своих работах модели и методы социально-экономического прогнозирования [3].

Целью разработанной нейросетевой модели является обучение сети на основе различных моделей ошибки. Выбранный способ управления бизнес процессами на предприятии ориентирован на повышение его конкурентоспособности.

Изложение основного материала. При нейросетевой идентификации, как уже отмечалось выше, используется аппроксимация нелинейной функции некоторыми наперед выбранными БФ $[\Phi_1(x), \Phi_2(x), \dots]^T$. Параметры и веса данных функций определяются в процессе обучения сети, которое осуществляется на основе минимизации некоторого функционала от ошибки идентификации. При этом предполагается, что нелинейный динамический объект описывается уравнением:

$$y(x) = \theta^T \Phi(x) + \xi(x), \quad (1)$$

где $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$ – вектор весов; $\xi(x)$ – погрешность аппроксимации.

Выбор вида БФ, их количества и весов осуществляется таким образом, чтобы погрешность $\xi(x)$ была минимальной. Для этой цели наилучшим образом подходят ИНС, являющиеся универсальными аппроксиматорами, т.е. многослойный перцептрон, РБС и их модификации и т.д.

Аппроксимация нелинейности ИНС с аналогичными используемыми в (1) активационными или БФ $\Phi(x)$ позволяет представить уравнение нейросетевой модели в виде

$$\hat{y}(x) = \hat{\theta}^T \Phi(x), \quad (2)$$

где $\hat{\theta} = \{\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_n\}^T$ – вектор оценок весов.

Целью обучения сети является минимизация ошибки идентификации:

$$e(x) = y(x) - \hat{y}(x) = (\theta - \hat{\theta})^T \Phi(x).$$

Таким образом, предполагается, что в процессе обучения сети вектор весов ИНС $\hat{\theta}$ совпадает с вектором весов нелинейности θ .

Градиентный алгоритм обучения, минимизирующий квадратичную ошибку $e^2(x)$, имеет вид:

$$\frac{d\hat{\theta}}{dt} = -\gamma e(x) \Phi(x). \quad (3)$$

Так как в алгоритме обучения используется ошибка $e(x)$, в литературе [4; 5] рассматриваются различные модели ошибки, применение которых в значительной степени определяется тем, может ли быть ошибка измерена явно или же для ее определения необходимо использование некоторых преобразований. В соответствии с этим минимизация может осуществляться прямыми и косвенными методами. Остановимся на этом вопросе подробнее.

Задача обучения ИНС сводится к минимизации ошибки обучения e . При этом минимизация может осуществляться прямыми и косвенными методами. В зависимости от этого используют тот или иной вид обучения и ту или иную модель ошибки [6].

Модель ошибки 1. При непосредственном использовании ошибки для обучения может при-

меняться так называемая модель ошибки 1 (МО1), показанная на рис. 1. В этом случае нелинейность исследуемого объекта представляется уравнением (2) и обучение осуществляется по градиентному алгоритму:

$$\dot{\hat{\theta}} = -\gamma e \Phi. \quad (4)$$

Модель ошибки 2. Данная модель, согласно [7], является частным случаем рассматриваемой ниже модели ошибки 4 (МО4).

Модель ошибки 3. Модель ошибки 3 (МО3), позволяющая, как и МО1 использовать градиентный алгоритм обучения (3), показана на рис. 2.

Особенностью данной модели является то, что в ней используется так называемая SPR-передаточная функция (Strictly Positive Real) $W(s)$, т.е. такая передаточная функция, все полюса которой имеют отрицательные действительные части, а действительная часть $W(j\omega)$ вдоль оси $j\omega$ положительна, т.е. $\text{Re}\{W(j\omega)\} > 0$ для всех $\omega > 0$. Такое определение означает, что изменение фазы SPR-передаточной функции на диаграмме Боде не может превышать 90° .

Устойчивость МО3 может быть доказана с помощью второго метода Ляпунова путем выбора соответствующей функции Ляпунова следующим образом.

Обозначим состояние в описании МО3 x_w и \dot{x}_w , определив ошибку

$$e_w = \hat{x}_w - x_w. \quad (5)$$

Уравнения состояния объекта и настраиваемой модели примут, соответственно, вид:

$$\begin{cases} \dot{x}_w = Ax_w + b\theta^T \Phi(x); \\ y = c^T x_w; \end{cases} \quad (6)$$

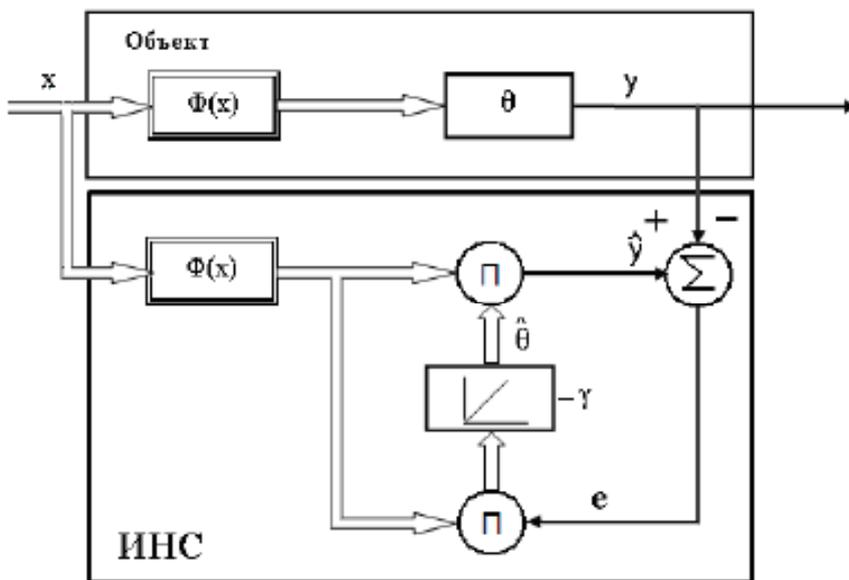


Рис. 1. Идентификация на основе МО1

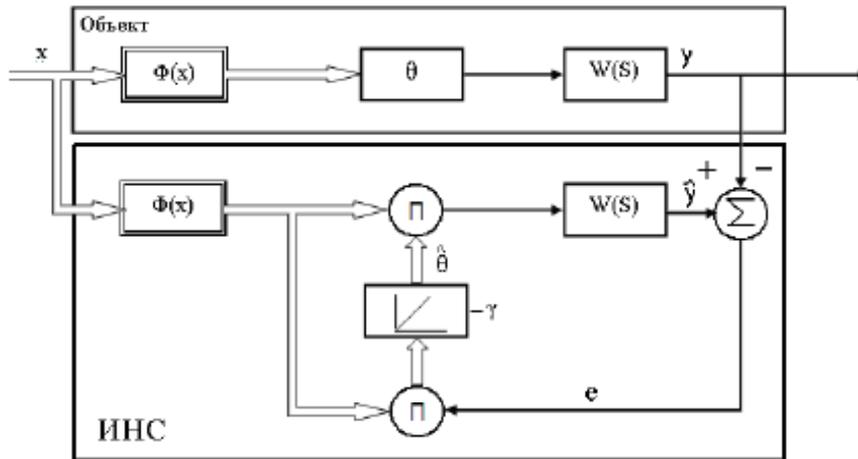


Рис. 2. Ідентифікація на основі МО3

$$\begin{cases} \dot{x}_w = Ax_w + b\bar{b}^T\Phi(x); \\ \dot{\hat{y}} = c^T x_w. \end{cases} \quad (7)$$

Вычитая из (7) выражение (6) получим дифференциальное уравнения ошибки состояния:

$$\dot{e}_w = Ae_w + b\bar{b}^T\Phi(x). \quad (8)$$

где $\bar{b} = b - \hat{b}$.

Если в качестве функции Ляпунова выбрать функцию

$$V = e_w^T P e_w + \|\hat{\theta}\|^2. \quad (9)$$

где P – положительно определенная матрица, то с учетом (4) и (8), изменение функции Ляпунова примет вид:

$$\dot{V} = e_w^T P \dot{e}_w + e_w^T P \dot{e}_w - 2\gamma \bar{b}^T \Phi e. \quad (10)$$

Пусть для простоты $\gamma = 1$. Подставляя (8) в (10), имеем:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= (Ae_w + b\bar{b}^T\Phi(x))^T P e_w + e_w^T P (Ae_w + b\bar{b}^T\Phi(x)) - 2\bar{b}^T e\Phi(x) = \\ &= e_w^T (A^T P + PA)e_w + \Phi^T(x)\bar{b}^T P e_w + e_w^T P b\bar{b}^T\Phi - 2\bar{b}^T e\Phi = \\ &= e_w^T (A^T P + PA)e_w + 2e_w^T P b\bar{b}^T\Phi - 2\bar{b}^T e\Phi. \end{aligned}$$

Согласно лемме Калмана-Якубовича [8], для SPR-передаточной функции $W(s) = c^T (sI - A)^{-1} b$ существуют положительно определенные матрицы P и Q , удовлетворяющие условию:

$$A^T P + PA = -Q;$$

$$Pb = c.$$

Такой выбор матриц обеспечивает

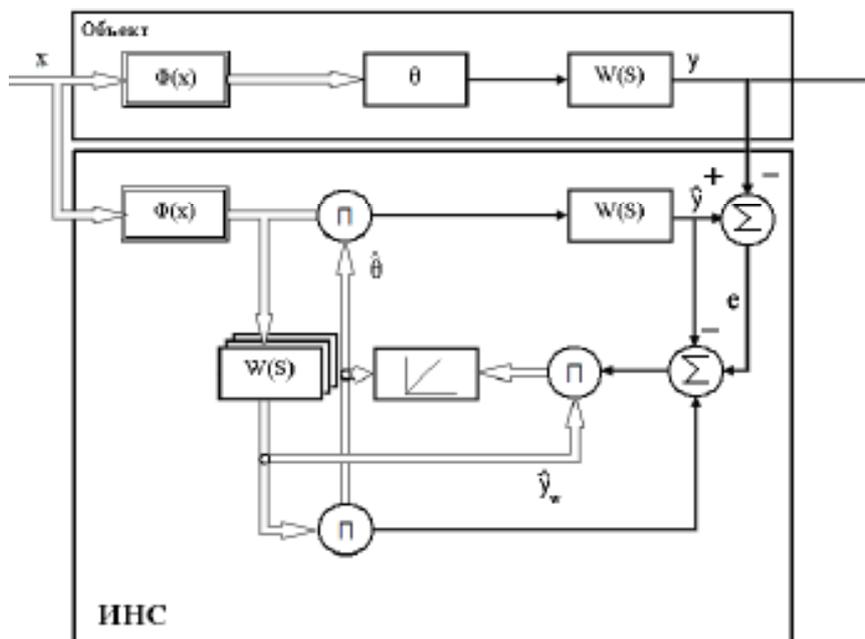


Рис. 3. Ідентифікація на основі МО4

$$\dot{V} = -e_w^T Q e_w < 0, \quad (11)$$

т.е. данная модель является устойчивой. Асимптотическая ее устойчивость, т.е. $\lim_{t \rightarrow \infty} V = 0$, обеспечивается соответствующим выбором входных сигналов ИНС.

Модель ошибки 4. Данная модель, представленная на рис. 3, является обобщением МОЗ. При этом для обучения модели используется модифицированный выходной сигнал ИНС, который определяют следующим образом:

$$\hat{y}_w(x) = \sum_{i=1}^n \hat{w}_i w_i(s) \Phi_i(x) - \hat{\theta}^T w(s) \Phi(x)$$

Ошибка обучения $e(x)$ приобретает вид:

$$e(x) = \hat{\theta}^T w(s) \Phi(x) - w(s) \theta^T \Phi(x) - \hat{\theta}^T w(s) \Phi(x) \quad (12)$$

При использовании градиентного алгоритма обучения

$$\frac{d\hat{\theta}}{dt} = -\gamma e(x) w(s) \Phi(x) \quad (13)$$

можно показать, что функция Ляпунова

$$V = \frac{1}{2} \|\hat{\theta}\|^2 \quad (14)$$

является невозрастающей, т.к.

$$\dot{V} = -\gamma e^2(x) < 0,$$

т.е. процесс обучения является устойчивым и сходящимся:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}(t) = 0 \quad \text{или} \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\theta}(t) = \theta.$$

Выводы. В результате обучения сети на основе различных моделей ошибки потребовалось разработать соответствующие процедуры обучения. Так как в основе любой процедуры обучения с учителем лежит идея минимизации ошибки обучения использование той или иной модели ошибки приводит к необходимости применения прямых и непрямых методов минимизации. Как показано в данной статье, применение такого подхода обеспечивает устойчивость

и сходимостью процесса обучения. Процесс обучения является устойчивым и сходящимся после построения моделей ошибок. Выбранный способ управления бизнес процессами на предприятии ориентирован на повышение конкурентоспособности предприятия.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК:

1. Руденко О.Г. Основы теории искусственных нейронных сетей / О.Г. Руденко, Е.В. Бодянский. – Харьков : ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
2. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія / А. В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
3. Геєць В. П. Моделі й методи соціально-економічного прогнозування : підручник / В.П. Геєць, Т.С. Клебанова, В.В. Іванов та ін. – Харків : Вид-во ХДЕУ, 2003. – 422 с.
4. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Калан – М. : Издательский дом «Вильямс», 2003. – 287 с.
5. Клейнер Г. Ефективність наноекономічних систем перехідного періоду / Г. Клейнер // [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://vasilievaa.narod.ru>
6. Трояновский В. Математическое моделирование в менеджменте / В. Трояновский. – М. : Русская Деловая Литература, 2009. – 256 с.
7. Кривов'язюк І. В. Економічна діагностика підприємства: теорія, методологія та практика застосування: монографія / І. В. Кривов'язюк. – Луцьк: «Надстир'я», 2007. – 260 с.
8. Sun L. Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues / Lili Sun, Prakash P. Shenoy // European Journal of Operational research. – 2007. – № 180. – P. 738–753.
9. Медведєв В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведєв, В.Г. Потемкин. – М. : Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.
10. Patterson D. Artificial Neural Networks, Theory and Application / D. Patterson. – Singapur: Prentice Hall Inc., 1996. – 497 p.
11. Chen S. Representations of nonlinear systems; The NARMAX model / S. Chen, S.A. Billings // Int. J. Control. – 1983. – V. 49(3). – P. 1013–1032.