

УДК 519.68: 517.938

# АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ ДИНАМИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ НА БАЗЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ ТЕХНОЛОГИИ

**Сиддиков И.Х.**

д.т.н., профессор,

Ташкентский государственный технический университет,  
тел: +(99890)3595268, email: isamiddin54@gmail.com

**Жукова Ю.А.**

старший преподаватель,

Ташкентский институт текстильной и лёгкой промышленности,  
тел.: +(99871) 253-32-00, email: yulisyua1980@gmail.com

**Ядгарова Д.Б.**

ассистент,

Ташкентский институт инженеров ирригации и механизация сельского хозяйства,  
тел.:+(99899) 8662858, email: yadgarova2858@gmail.com

В статье рассмотрены вопросы создания высокоэффективных систем управления динамическими объектами на базе нейро-нечеткой технологии. Для разработки алгоритма управления динамическими объектами предложено использование нейронной сети. Для синтеза алгоритма обучения искусственной нейронной сети предложено использование алгоритма скоростного градиента, позволяющий объединить в единый процесс настройку весовых коэффициентов сети и формирование функции управления объектом, что повысит скорость обучения нейронной сети на 41%.

**Ключевые слова:** адаптивный алгоритм, динамический процесс, нейро-нечеткая технология, нейронная сеть, алгоритм обучения, скоростной градиент, весовые коэффициенты, функция управления, скорость обучения.

## ADAPTIVE CONTROL ALGORITHM OF DINAMIC PROCESSES ON THE BASIS OF NEURO INDISTINCT TECHNOLOGY

Siddikov I.X., Jukova U.A., Yadgarova D.B.

In article questions of creation of highly effective control systems are considered by dynamic plant on the basis of neuro-fuzzy technology. For development of algorithm of control by dynamic plants use of a neural network is offered. For synthesis of algorithm of training of an artificial neural network the offer algorithm of the high-speed gradient, allowing to unit in uniform process adjustment of weight factors of a network and formation of function of control by plant what to increase speed of training of a neural network on 41 %.

**Keywords:** adaptive algorithm, dynamic process, neuro-fuzzy technology, a neural network, algorithm of training, a high-speed gradient, weight factors, function of control, speed of training.

## ДИНАМИК ЖАРАЁНЛАРНИ НЕЙРО НОАНИК ТЕХНОЛОГИЯЛАР АСОСИДА АДАПТИВ БОШҚАРИШ АЛГОРИТМИ

Сиддиков И.Х., Жукова Ю.А., Ядгарова Д.Б.

Мақолада нейро-қатъиймас технология база динамик объектларнинг юқори самарали бошқариш тиизимларини яратиш масаласи кўрилган. Динамик объектларни бошқариши алгоритмини яраташ учун нейрон тўридан фойдаланиш таклиф этилган. Сунъий нейрон тўрини ўргатиш алгоритмини синтезлаш учун тезкор градиент алгоритми таклиф этилган бўлиб, у тўрнинг вазн коэффициентларининг созлаш ва объектни бошқариш функциясини шакиллантиришни ягона жараён сифатида бирлаштириш имкониятини беради. Бу эсу нейрон тўрини ўқитиш тезлигини 41%га оширади.

**Калит сўзлар:** адаптив алгоритм, динамик жараён, нейро-қатъиймас технология, нейрон турлар, ўқитиш алгоритм, тезкор градиент, вазн коэффициентлари, бошқариш функцияси, ўқитиш тезлиги.

## 1. Введение

В теории управления особое внимание всегда уделялось проблеме синтеза математических моделей и алгоритмов управления при недостаточной информации об объекте и действующих на него полезных сигналах и помехах. Этот интерес усилился в последнее время в связи с изучением слабо формализованных сложных систем и разработкой принципов и алгоритмов управления этими системами [1].

Опыт создания систем автоматического управления для сложных технологических объектов, в условиях большой неопределенности и неполноты знаний об объекте, нечеткости описаний показал неэффективность применения только формальных классических методов теории управления [1].

В связи с этим необходимо исследовать и разрабатывать альтернативные алгоритмы и схемы управления, например, интеллектуальные системы управления. Такие системы обладают способностью к пониманию и обучению в отношении объекта управления, возмущений, внешней среды, условий работы. На данном этапе искусственные нейронные сети, благодаря своим способностям к самоорганизации и обучению, рассматриваются как перспективные средства для интеллектуальных систем [2].

Для решения поставленной задачи произведен анализ особенности нейросетевой технологии. Решение этой проблемы может идти в двух направлениях:

- повышение чувствительности НС за счет изменения параметров функции активации;
- повышение равномерности распределения исходной величины.

Целесообразность второго подхода обуславливается тем, что такое преобразование исходных данных фактически является перекодировкой, повышающей их информативность. В то время, как первый повлечет за собой необходимость вмешательства в синтез НС, что нежелательно и сложнее.

Выявлены основные преимущества нейросетевых систем по сравнению с традиционными системами управления [3, 4]:

1. Нейросети дают стандартный способ решения нестандартных задач. Возможно, что специализированная машина лучше решит один класс задач. Но один нейрокомпьютер более универсален и способен решить несколько классов задач, при этом не надо каждый раз проектировать специализированную ЭВМ, нейрокомпьютер сделает все сам.

2. Вместо программирования - обучение. Нейросеть учится. Нужно только формировать обучающие наборы.

3. Нейросети особенно эффективны там, где нужен аналог человеческой интуиции для распознавания образов (узнавания лиц, чтения рукописных текстов), подготовки аналитических прогнозов, перевода с одного естественного языка на

другой и т.п. Именно для таких задач обычно трудно предложить формальный алгоритм.

3. Нейронные сети позволяют создать эффективное программное обеспечение для компьютеров с высокой степенью распараллеливания обработки. Эффективно использовать параллельные системы удастся очень редко. С помощью нейросетевых сетей можно добиться того, чтобы все элементы одновременно и без лишнего дублирования выполняли задачу.

4. Нейросетевые системы «демократичны», они также дружелюбны, как текстовые процессоры, поэтому с ними может работать любой, даже совсем неопытный пользователь.

Сравнительный анализ классических и нейросетевых регуляторов, который показал, что быстродействие регуляторов сравнимы, а точность, полученная на выходе нейросетевого регулятора почти в 20 раз превышает точность классического. Данный анализ проведен с помощью программы для микропроцессорных контроллеров, разработанной в специализированной среде разработки.

## 2. Постановка задачи

Известно, что нейросетевой регулятор является адаптивным и его целесообразно использовать в тех задачах, где регулируемая величина зависит от множества различных факторов, математическое описание, которых сложная и кропотливая работа [5, 6]. К такой задаче, в том числе, относится процесс вытягивания волоконистой ленты.

Выявлены возможные подходы к синтезу алгоритма обучения нейронной сети. Для использования многослойной нейронной сети в системе управления динамическим объектом с заранее неизвестной оптимальной траекторией управления в реальном масштабе времени необходимо ввести в нее динамику. В данной работе предлагается ввести динамику в алгоритм обучения, что позволяет избавиться от использования обратных связей в сети, а также позволяет объединить в единой процесс настройку весовых коэффициентов сети и формирование функции управления объектом.

В данной работе предложено использовать процесс предобработки данных, состоящий в совмещении нормализации исходных данных с повышением их равномерности распределения по нормализованному интервалу.

Исходя из вышесказанного, в данной работе используется динамический скоростной алгоритм обратного распространения ошибки, работающий в режиме реального времени [3,4]. Для управляющего воздействия  $u(k \cdot \Delta t) = q^{(k)}(t)$  справедливо:

$$\left. \frac{\partial y(t)}{\partial w_i^{(l)}} \right|_{t=k \cdot \Delta t} = \frac{\partial}{\partial w_i^{(l)}} \left( \sum_{v=0}^{k-1} A^{k-v-1} B u(v) \right) = \sum_{v=0}^{k-1} \left( \frac{\partial q^{(k)}(v)}{\partial w_i^{(l)}} \right) A^{k-v-1} B^T \quad (1)$$

Следовательно, вычисление матриц  $dy(t)/dw_i^{(l)}$  сводится к вычислению матриц  $dq^{(k)}(t)/dw_i^{(l)}$ .

Для выходного  $k$ -го слоя ( $i = \overline{1, n_k}$  – число нейронов)

$$\left( \frac{dq^{(k)}(v)}{dw_i^{(l)}} \right) = [0, 0, \dots, q^{(k)}, \dots, 0] = Q_i^{(k)} \quad (2)$$

Здесь матрица  $Q_i^{(k)}$  размерностью  $[n^{k-1}+1 \times n^k]$  имеет ненулевой  $i$ -й столбец  $q_i^{(k)} = col(q_0^{(k-1)}, q_1^{(k-1)}, \dots, q_{n^{k-1}}^{(k-1)})$ .

Для слоя  $k-1$  имеем

$$\begin{aligned} \frac{dq^{(k)}}{dw_i^{(k-1)}} &= \frac{\partial q^{(k)}}{\partial s^{(k)}} \left( \frac{\partial q^{(k)}}{\partial s^{(k-1)}} \right)^T \frac{\partial q^{(k-1)}}{\partial s^{(k-1)}} = \\ &= f'(s_i^{(k-1)}) Q_i^{(k-1)} W_1^{(k)} \end{aligned} \quad (3)$$

Матрица  $Q_i^{(k-1)}$  имеет размерность  $[n^{k-2}+1 \times n^{k-1}]$  и структуру вида:

$$Q_i^{(k-1)} = [0, 0, \dots, q_i^{(k-1)}, \dots, 0],$$

где  $q_i^{(k-1)} = col(q_0^{(k-2)}, q_1^{(k-2)}, \dots, q_{n^{k-2}}^{(k-2)})$ .

Матрица весовых коэффициентов нейронов  $k$ -ого слоя  $W_1^{(k)}$  имеет размерность  $[n^{k-1} \times n^k]$  и структуру, где из матрицы  $W_1^{(k)}$  удален столбец  $W_0^{(k)} = col(w_{0,1}^{(k)}, \dots, w_{0,n^k}^{(k)})$ .

Для слоев  $k-2$  имеем

$$\begin{aligned} \left( \frac{dq^{(k)}}{dw_i^{(k-2)}} \right)^T &= f'(s_i^{(k-2)}) Q_i^{(k-3)} W_i^{(k-2)} \times \\ &\times \left[ diag(f'(s_i^{(k-1)})) \right] W_1^{(k)}. \end{aligned} \quad (4)$$

В (4) матрица  $Q_i^{(k-2)}$ ,  $W_1^{(k-1)}$  определяются подобно матрицам  $Q_i^{(k-1)}$  и  $W_1^{(k)}$  в соотношении (3).

Для любого слоя  $l$  матрица  $dq^{(k)}/dw_i^{(l)}$  вычисляется по формуле

$$\left( \frac{dq^{(k)}}{dw_i^{(l)}} \right)^T = f'(s_i^{(l)}) Q_i^{(l)} D^{(l)}, \quad (5)$$

где  $D^{(l)}$  - матрица перехода размерностью  $[nl \times nk]$ , определяется как произведение матриц:

$$\begin{aligned} D^{(l)} &= W_1^{(l)} diag \left[ f'(s^{(l-1)}) \right] \cdot \\ &\cdot W_1^{(l-1)} diag \left[ f'(s^{(l-2)}) \right] W_1^{(l-2)} \dots \\ &\dots W_1^{(k-2)} diag \left[ f'(s^{(k-1)}) \right] W_1^{(k)}. \end{aligned} \quad (6)$$

Также представлены условия применения метода скоростного градиента в нейросетевых адаптивных системах управления.

Цель адаптации задана оценочным функционалом  $Q(x(t))$ . Будем считать, что цель адаптивного управления достигается, если

$$\lim_{t \rightarrow \infty} Q(x(t)) \rightarrow 0. \quad (7)$$

Согласно методу скоростного градиента, алгоритм настройки весовых коэффициентов  $w$  может быть записан в виде

$$\frac{dw}{dt} = -\Gamma \nabla_w \Psi(x, w, l). \quad (8)$$

Алгоритм адаптации (8) должен обеспечивать достижение поставленной цели управления (7) для любых значений неизвестных параметров, с дальнейшим учетом допущения, которое гласит: что существуют такие  $w^*$ ,  $u^* = F(x, w^*, r) = F^*(x, t)$ ,  $\varepsilon > 0$ ,  $T < \infty$ , что для локального функционала  $Q(x(t))$  при  $u = u^*$  достигается цель управления (7) и  $\int_0^T Q(x(t)) dt \leq \varepsilon$ , а для интегрального оценочного

функционала  $J = \int_0^T R(x(t), w(t)) dt$  достигается цель адаптивного управления (7) и выполнено неравенство  $\int_0^T R(x(t), w^*, t) dt \leq \varepsilon$ .

Это позволяет устанавливать принципиальную разрешимость поставленной задачи управления в рамках выбранной структуры нейросети и означает, что существует эталонный закон управления  $u^*$ , который может быть аппроксимирован многослойной нейронной сетью. Здесь  $\varepsilon$  - оценка погрешности аппроксимации,  $T$  - временной интервал аппроксимации функции эталонного управления  $u^*$ .

Это допущение позволяет применимости алгоритмов скоростного градиента. Известны некоторые проблемы применения метода скоростного градиента, такие как попадание в локальные минимумы. Однако существуют способы преодоления подобных трудностей, например, синтетический алгоритм в составе алгоритма обучения избавляет нейронную сеть от подобных проблем.

Важным этапом в решении задачи на основе искусственных нейронных сетей является формирование обучающей выборки (ОВ). От состава, полноты, качества ОВ в значительной мере зависят время обучения нейронной сети (НС) и достоверность получаемых моделей.

Для большинства НС характерно наличие интервала допустимых значений входных сигналов, в пределах которого сигналы различимы. Функция активации устанавливает допустимые границы значений исходных данных.

Отображение в этот диапазон в основном осуществляется с помощью простейшего преобразования- нормализации, однако, при этом не учитываются характеристики закона распределения. Как следствие - при сильной неравномерности закона распределения допустимый диапазон используется не полностью.

В нем присутствуют, как слабо заполненные участки, так и участки скученности значений исходной величины. Слабо заполненные участки приводят к тому, что в процессе обучения НС плохо «запоминает» эти значения. А участки скученности, где на относительно небольших отрезках располагается значительное количество значений исходной величины, оказываются слабо различимыми. Точки, как бы, сливаются на этих участках, что также приводит к снижению качества обучению.

### 3. Метод решения

Такой подход к преобразованию позволяет повысить равномерность распределения, что приводит к улучшению различимости обучающей выборки и к повышению скорости обучения искусственной нейронной сети (ИНС) на 41%.

Обучение нейронных сетей заключается в минимизации ошибки  $e$  управления. Это осуществляется за счет настройки весов связей  $\alpha_k$  нейронной сети.

При условии, что функция потерь  $E(y_1, \dots, y_k; u_1, \dots, u_n)$  будет монотонно убывать во времени и будет удовлетворяться следующее равенство:

$$\alpha_k = -\gamma \frac{\delta E}{\delta \alpha_k}, k \in K$$

При таком подходе нейросеть может быть разложена на составные элементы, представляемые как элементарная нейросеть.

Математически нейросетевой алгоритм обучения представим в виде:

$$P_n = \sum_{s \in Dn} \omega_s \cdot r_{pres}$$

$$r_n = \sigma(pn)$$

где:  $n$ -индекс нейрона;  $s$ -индекса синапса;  $pn$ - набор входных синапсов нейрона  $n$ ;  $pres$  и  $post$  – пресинаптический и постсинаптический нейрон, соответствующий синапсу  $S$ ;  $\omega_s$ -вес синапса  $S$ ;  $p_n$ - мембранный потенциал нейрона  $n$ ;  $r_n$  - частота возбуждения нейрона  $n$ ;  $\sigma$ -функция активации типа сигмоид, которая представляется в виде

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

При этом вес синапсов определяется по формуле:

$$\omega_s = r_{pres}(\varphi_{posts} \sigma(-P_{posts}) + \gamma \cdot f_{posts}),$$

$$\text{где } \varphi_n = \sum_{s \in A_n} \omega_s \cdot \dot{\omega}_s$$

где  $\gamma$  – коэффициент непосредственной обратнойсвязи для всех нейронов  $\varphi_n$  - сигнал непосредственной обратной ошибки.

Следует отметить, что данный алгоритм обучения эквивалентен алгоритму обратного распространения ошибки, но для передачи ошибки от выхода сети к ее входу не требуется применения нейросети с обратным распространением ошибки.

Предложенное решение позволяет организовывать автоматическую систему регулирования на основе ИНС в различных микропроцессорных программно-технических системах. Реализованная модель показывает работоспособность данного решения и подтверждает те достоинства ИНС, о которых говорилось ранее.

### 4. Заключение

Выявлены возможные подходы к синтезу алгоритма обучения нейронной сети. Для использования многослойной нейронной сети в системе управления, динамическим объектом с заранее неизвестной оптимальной траекторией управления в реальном масштабе времени необходимо ввести в нее динамику. Предлагается ввести динамику в алгоритм обучения, что позволяет избавиться от использования обратных связей в сети, а также позволяет объединить в единый процесс настройку весовых коэффициентов сети и формирование функции управления объектом.

Представлен динамический скоростной алгоритм обратного распространения ошибки, работающий в реальном режиме времени, а также его модификация с прогнозом ошибки обучения.

Предложено использовать процесс предобработки данных, состоящий в совмещении нормализации исходных данных с повышением их равномерности распределения по нормализованному интервалу. Данный алгоритм преобразования позволяет повысить равномерность распределения, что приводит к улучшению различимости обучающей выборки и к повышению скорости обучения ИНС на 41%.

### Литература

- [1] Кудинов Ю.И., Дорохов И.Н., Пащенко Ф.Ф. Нечеткие регуляторы и системы управления // Проблемы управления. – 2004. – №3. – С. 2-14.
- [2] Юсупбеков Н.Р., Алиев Р.А., Алиев Р.Р., Юсупбеков А.Н. Интеллектуальные системы управления и принятия решений. Ташкент «Узбекистан миллий энциклопедияси» 2014, -490с.
- [3] Васильев С.Н. и др. Интеллектуальное управление динамическими системами. – М.: Физматлит, 2000. – 352с.
- [4] Siddikov I.H., Zhukova Yu.A., Hujanazarov U.O. Synthesis predictive control system of dynamic objects // International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. Volume 6, Issue 2, February 2016, pp 127-130.
- [5] [http://www.ijetae.com/files/Volume6Issue2/IJETAE\\_0216\\_127.pdf](http://www.ijetae.com/files/Volume6Issue2/IJETAE_0216_127.pdf)
- [6] Siddikov I.H. Synthesis of neuro-fuzzy controller for dynamic objects under conditions of uncertainty//«The advanced science journal» United States, volume 2014 issue 2, 33-37 p.