

УДК 681.5

# АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ НА НЕЙРОМОРФНЫХ СТРУКТУРАХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ МОДУЛЕЙ

**В.Н. Сизых**

*Иркутский государственный университет путей сообщения*  
Россия, 664074, Иркутск, Чернышевского ул., 15  
E-mail: [sizykh\\_vn@mail.ru](mailto:sizykh_vn@mail.ru)

**С.О. Бухаров**

*Иркутский государственный университет путей сообщения*  
Россия, 664074, Иркутск, Чернышевского ул., 15

**Ключевые слова:** технологический модуль, нейронная сеть, адаптивное управление

**Аннотация:** В докладе развивается научное направление, которое базируется на организации функционирования сложного технологического процесса (ТП) по правилам простого, хорошо изученного ТП на основе методов теории вложения [1]. Основное положение теории вложения: сопоставление сложно организованных многосвязных физических систем с относительно простыми, хорошо изученными системами. ТП в этом случае представляет собой мультиагентную систему, состоящую из совокупности распараллеленных между собой ТМ – однослойных нейронных сетей с заданной топологией связей между агентами [2, 3].

## 1. Введение

Для управления сложными мехатронными системами и технологическими процессами применяются различные архитектуры нейронных сетей (НС) [4]. При этом большая часть литературы по нейронному управлению посвящена многослойным нейронным сетям [5]. Этот вид нейронных сетей представляет особый интерес у специалистов по управлению по причине того, что такие сети можно представить в виде блоков с входами и выходами, пригодные как для обучения, так и для нелинейного отображения между двумя пространствами конечной размерности с любой заданной точностью. Кроме того, основным алгоритмом обучения НС – алгоритмом обратного распространения ошибки сигнала – относится к классу градиентных методов наискорейшего спуска в пространстве параметров и имеет адаптивный аналог – метод скоростного градиента (МСГ) [6, 7], первые попытки применения которого предприняты в работах [3, 4].

Поэтому дальнейшие перспективы нейронного управления [4, 5] связаны с указанием параллелей между классической теорией адаптивного управления и подходами к построению нейрорегуляторов (НР) на основе НС и изучения нейроморфных структур. НС являются нелинейными системами, пригодными для решения практических задач управления, принципиально связанных с наличием нелинейных характеристик. НС позволяют устранить количественную неопределенность информации, поскольку после обучения могут за счет интерполяции (эмуляции) и экстраполяции (адаптации и про-

гнозирования) входе - выходных характеристик физического объекта выдавать верное решение для получения новой информации, не входящей в обучающий набор.

## 2. Постановка задачи нейронного управления

Технологический модуль характеризует состояние переходов от определенного входа к определенному выходу физической системы и учитывает совокупность простых технологических операций в системе. Число таких операций (переходов) –  $n(n+2)$ . Математическое описание ТМ соответствует уравнениям динамики многомерной односвязной технической системы (SISO – системы):  $m=1, l=1$ . ТМ в этом случае назовем агентом [2].

Рассмотрим технологический процесс (ТП), состоящий из  $l$  взаимодействующих технологических модулей (ТМ). ТМ имеют общую, известную заранее структуру и отличаются только переходами от  $j$ -го входа к  $i$ -ому выходу ТП. Полагаем, что каждый ТМ выполняет определенную функцию сложного ТП, и описывается последовательным соединением линейной дифференциальной системы (линеаризованной на интервале дискретизации (наблюдения) нелинейной системы обыкновенных дифференциальных уравнений) объекта и нелинейного безынерционного преобразователя (НБП) – однослойного персептрона (искусственного нейрона). Такие ТМ образуют класс абсолютно устойчивых нелинейных систем [7].

Уравнения  $j$ -го ТМ ( $j=1, \bar{l}$ ) имеют вид

$$(1) \quad \dot{x} = Ax + B\sigma(t, z, u) + \xi,$$

$$(2) \quad z = c^T x,$$

$$(3) \quad u = Lz.$$

Индекс  $j$  для краткости записей переменных и параметров системы уравнений (1)-(3) опускаем. В дальнейшем полагаем, что система (1) должна удовлетворять требованиям существования и единственности решения;  $n$  - вектор неконтролируемых возмущений  $\xi \equiv \bar{0}$ .

В формулах (1)-(3) обозначено:  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  –  $n$ -мерный вектор состояния  $j$ -го ТМ,  $x \in R^n$ ;  $u$  – управление  $j$ -ым ТМ (измеряемый скалярный вход системы (1)),  $u \in U \subset C^1$ ;  $z$  – наблюдение  $j$ -ым ТМ (измеряемый скалярный выход системы (1)),  $z \in R^1$ ;  $A$  – постоянная параметрически неопределенная матрица Якоби размерности  $n \times n$ ;  $B = (B_1, B_2, \dots, B_n)$  – постоянный вектор настраиваемых параметров НБП размерности  $n \times 1$ ;  $c = (c_1, c_2, \dots, c_n)$  – вектор-столбец задаваемых параметров наблюдения (регрессии) размерности  $1 \times n$ ;  $L$  – скалярный параметрический регулятор;  $\sigma(t, x, z)$  – скалярная функция активации (ФА) однослойного персептрона, получаемая нелинейным преобразованием  $j$ -ого управления  $u$  и  $j$ -ого наблюдения  $z$ .

Структура однослойной нейронной сети, параметрически адаптированной под  $j$ -ый ТМ, представлена на рис. 1.

На рис. 1 сплошными линиями обозначена структура однослойной НС с нелинейностью в «прямой цепи» (прототип – структура адаптивного регулятора (рис. 1б, а) работы [6, с. 351]). Предлагаемая структура отличается от традиционной схемы адаптивного регулятора (АР) наличием НБП и положительной жесткой обратной связи по скалярному выходу  $z$ .

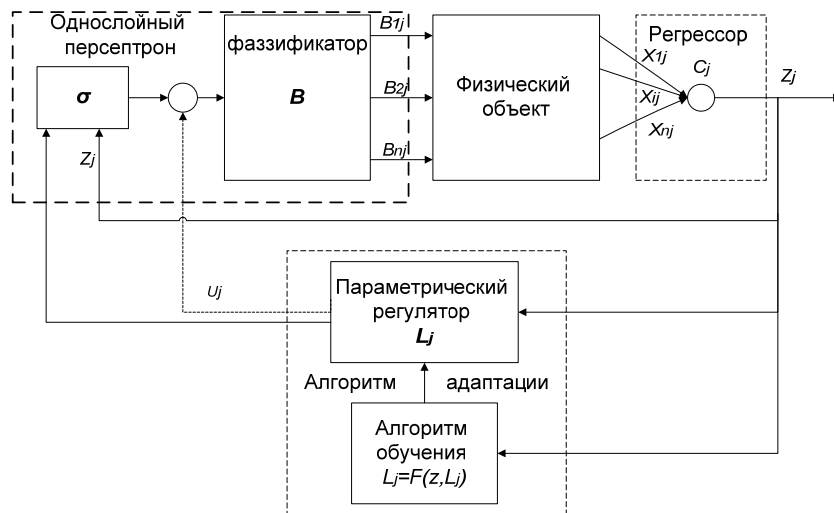


Рис. 1. Структура однослойной нейронной сети, параметрически адаптированной под  $j$ -ый ТМ.

Данная структура НС добавлена пунктирной линией и сумматором – «цепью внутренней обратной связи» по скалярному входу  $u$  (прототип – структура адаптивного регулятора (рис. 16, б) работы [6, с. 351]), которой соответствуют модифицированные уравнения (1)  $j$ -го ТМ

$$(1^*) \quad \dot{x} = Ax + B(u + \sigma(t, z, u)) + \xi$$

Дифференциальные уравнения (1<sup>\*</sup>) описывают широкий класс объектов с неопределенностью и позволяют обособить разрывные системы управления в новый класс интеллектуальных систем ассоциативной адаптации – ассоциативных автоматов [3].

ФА определяет архитектуру НС. Однозначных рекомендаций по выбору ФА в настоящее время не существует. В режиме обучения *of-line* наиболее эффективен алгоритм обратного распространения ошибки сигнала и следующие ФА: гиперболическая тангенциальная, линейная и логическая сигмоидальная функции активации [5].

В режиме *on-line* (оперативное обучение и управление), когда НС работает в реальном времени и выполняет функции адаптивного регулятора, будем полагать, что ФА удовлетворяет условиям [3]

$$(4) \quad 0 \leq zu\sigma \leq \tilde{q}_1 \alpha z^2 + \tilde{q}_2 \beta u^2,$$

где  $z \in (-\infty; \infty)$ ,  $\tilde{q}_2 \in [0, 1]$ ,  $\tilde{q}_1 = 1 - \tilde{q}_2$ ,  $\alpha \in [0, \alpha]$ ,  $\beta \in [0, \beta]$ ;  $\tilde{q}_1, \tilde{q}_2$  – корректируемые на интервалах наблюдения нечеткие коэффициенты, определяющие перераспределение сигналов от входа к выходу и от выхода к входу (режим работы НС);  $\alpha, \beta$  – весовые коэффициенты соответствующей физической размерности (ед.) при переменных в правой части ограничений на  $\sigma$ .

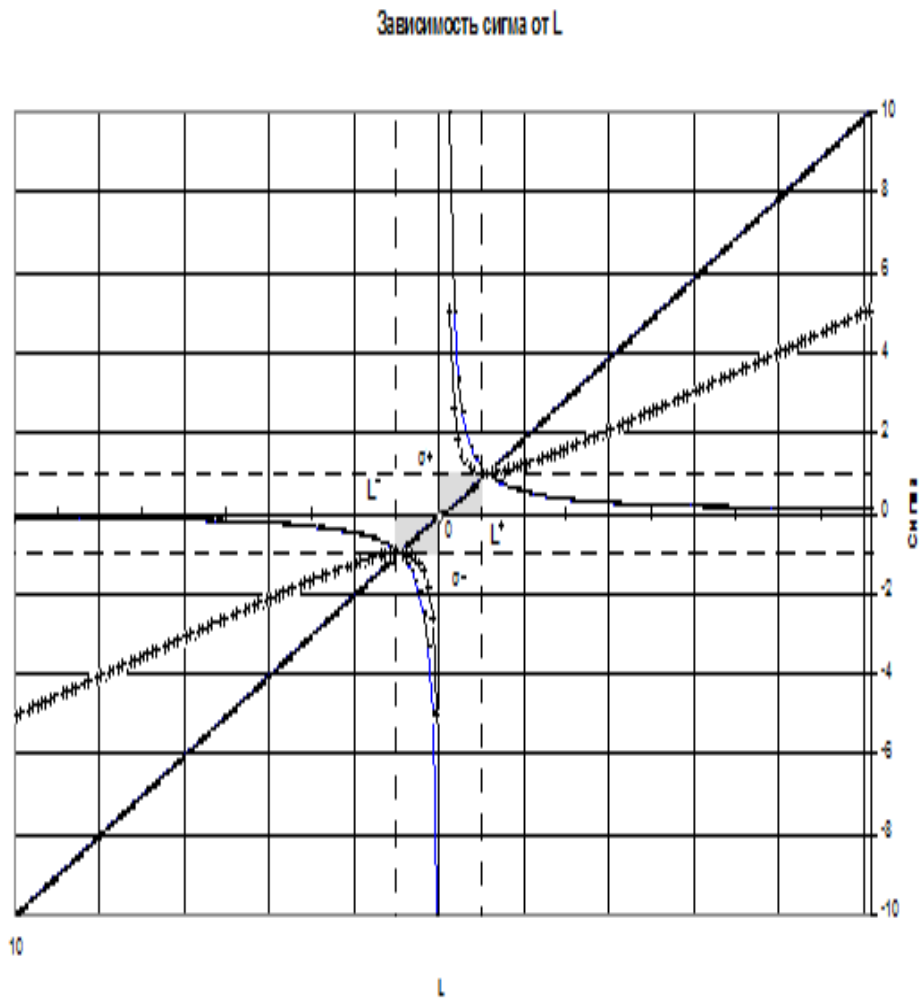
НБП  $\sigma(\cdot)$  определяется правой частью выражения (4)

$$(5) \quad \sigma(t, z, u) = \tilde{q}_1 \alpha \frac{z}{u} + \tilde{q}_2 \beta \frac{u}{z}$$

Функция (5) имеет две особые точки  $z=0$ ;  $u=0$ . Предварительно будем считать их изолированными [7]. Так как наблюдение  $z$  и уравнение  $u$  – скалярные функции, то с учетом (3) НБП (5) можно представить в виде

$$(6) \quad \sigma(t, z, u) = \sigma(L) = \tilde{q}_1 \frac{\alpha}{L} + \tilde{q}_2 \beta L.$$

Зависимость  $\sigma(\cdot) = \sigma(L)$  при фиксированных  $\tilde{q}_1, \tilde{q}_2$  показана на рис. 2.



**Рис. 2.** Зависимость функции активации от значений регулируемого параметра при различных  $\tilde{q}_1, \tilde{q}_2$  и  $\alpha = 1, \beta = 1$ .

При наличии особых точек  $z = 0, u = 0$  достаточное условие асимптотической устойчивости приближенно выполняется в некоторой области, ограниченной вертикальными  $L^\pm$  и горизонтальными  $\sigma^\pm$  асимптотами функции  $\sigma(L)$  (рис. 2). Эта область называется областью скользящих режимов [8]. При  $L > L^+$  и  $L < L^-$  функция  $\sigma(L)$  близка к линейной зависимости, и, следовательно, параметрический регулятор  $L$  в этих областях изменения аргумента является квазилинейным.

НБП  $B\sigma$  для  $j$ -го ТМ в теории НС и нечетких множеств называется однослойным персептроном с нулевым смещением или фазификатором, вектор-строка  $c^T$  – регрессором или дефазификатором [3]. НБП  $B(u + \sigma)$  (формула (1\*)) определяет однослойный персептрон с ненулевым смещением.

При адаптивном подходе считается, что существует устойчивая внутренняя структура физического объекта [6, 7], но неизвестны его параметры (коэффициенты матрицы  $A$ ). В описании  $j$ -го ТМ присутствует и отделима линейная часть с передаточной функцией  $W(p)$  (объект) и нелинейность с характеристикой  $\sigma(\cdot)$ . Поэтому коэффици-

енты передаточной функции  $W(p)$  неизвестны, а относительно нелинейности указаны частичные свойства характеристики  $\sigma(\cdot)$ . Кроме того, неизвестен вектор  $B$  настраиваемых весовых коэффициентов однослойного персептрона.

Требуется осуществить оперативное управление  $j$ -ым ТМ с помощью адаптивного параметрического нейрорегулятора  $L$ .

В основу предлагаемого подхода положена параллель со схемой адаптивного управления с самонастройкой: НС настраивает параметры управления, задающие работу обычного контроллера, таким образом, чтобы выходной сигнал  $j$ -го ТМ поддерживался как можно ближе к желаемому:  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = x_* = \vec{0}$ . Такое управление  $j$ -ым ТМ называется стабилизирующим [6, 7].

Задача синтеза адаптивного параметрического нейрорегулятора решается в три этапа:

- 1) исследуется выбранный класс нелинейных систем на устойчивость;
- 2) синтезируется стабилизирующее управление  $u$ , обеспечивающее цель адаптации:  $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = \vec{0}$ ;
- 3) по условиям устойчивости инициализируются параметры НС.

### 3. Заключение

В докладе также приводятся результаты исследований для первого этапа решения задачи синтеза. Показано, что для практической реализации алгоритма адаптации на базе однослойной нейронной сети достаточно знаний о порядке дифференциальных уравнений, описывающих физический объект с устойчивой структурой взаимосвязей между ее элементами.

### Список литературы

1. Буков В.Н. Вложение систем. Аналитический подход к анализу и синтезу матричных систем. Калуга: Изд-во Н.Ф. Бочкарева, 2006. 720 с.
2. Scardovi L., Sepulchre R. Synchronization in Networks of Identical Linear Systems // *Automatica*. 2009. Vol. 45, No. 10. P. 2557-2562.
3. Сизых В.Н., Мухопад А.Ю. Ассоциативный автомат адаптивного управления технологическим процессом // *Научный вестник НГТУ*. 2014. № 1 (54). С. 34-45.
4. Sizykh V.N., Daneev A.V. Associating Automat for Technological Processes Adaptive Control on Based of Neural Networks // *Helix*. 2018. Vol. 8, No. 2. P. 3046-3054.
5. Hunt K.J., Sbarbaro D., Zbikowski R., Gawthrop P.J. Neural Network for Control Systems – a Survey // *Automatica*, 1992, Vol. 28. P. 1083-1112.
6. Срагович В.Г. Адаптивное управление. М.: Наука, 1981. 384 с.
7. Фомин В.Н., Фрадков А.Л., Якубович В.А. Адаптивное управление динамическими объектами. М.: Наука, 1981. 448 с.
8. Уткин В.И. Скользящие режимы и их применение в системах с переменной структурой. М.: Наука, 1974. 272 с.