

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К УПРАВЛЕНИЮ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ И ОБЪЕКТАМИ

Руденко О.Г., Шамраев А.А., Билетченко Ю.П.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники
61166, Харьков, пр. Ленина, 14, каф. ЭВМ, тел. (057) 702-13-54,

E-mail: rudenko@kture.kharkov.ua, sh_anatoly@kture.kharkov.ua; факс (057) 702-11-13

The given work is devoted to the solution of neural network identification and control tasks for nonlinear dynamic object and technological process. Neural network model and regulator for linear electron accelerator are realized on the multilayer perceptron basis.

Введение. Трудности решения реальных задач управления традиционными методами привели к появлению и развитию методов интеллектуального управления, основой которых являются искусственные нейронные сети (ИНС) и фаззи-логика. Являясь в своей основе нелинейными системами, ИНС оказались весьма эффективными при решении задачи управления нелинейными объектами. Простота реализации нейронных сетей и их способность к обучению делают их особенно привлекательными при управлении сложными нелинейными объектами в реальном времени.

Для практического применения алгоритмов управления необходимо, чтобы они были адаптивными, устойчивыми, нелинейными, а также простыми для реализации и понимания. Именно по этим причинам в настоящее время широкое применение в задачах управления получили ИНС, обладающие указанными выше свойствами. Являясь альтернативой традиционным методам управления, нейросетевое управление основано на применении полностью определенных ИНС для выработки требуемых сигналов управления [1,2].

Постановка задачи. Объект управления представляет собой односекционный сильноточный линейный ускоритель КУТ научно-исследовательского комплекса «Укоритель» ННЦ «ХФТИ». Задача управления состоит в стабилизации выходной энергии пучка электронов. Для решения задачи управления объектом, использовался нейросетевой подход, состоящий из этапов выбора структуры сети, решения задачи идентификации, реализации алгоритма управления на основе полученной нейросетевой модели объекта.

Нейросетевая модель объекта. Рассмотрим многомерный нелинейный динамический объект, представленный NARMAX моделью [3]:

$$\tilde{y}(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k-1), \dots, u(k-k_u)] + \xi(k), \quad (1)$$

где $\tilde{y}(k), u(k)$ – выходной и входной сигналы объекта соответственно; k_y, k_u – порядки запаздывания по выходному и входному каналам; $f(\cdot)$ – неизвестная нелинейная функция; $\xi(k)$ – помеха измерения выходного сигнала.

Введя вектор обобщенного входного сигнала размерностью $(k_y + k_u) \times 1$ $p(k) = [y(k-1), \dots, y(k-k_y), u(k-1), \dots, u(k-k_u)]$ перепишем уравнение (1) в виде: $\tilde{y}(k) = f[p(k), k] + \xi(k)$.

Задача идентификации заключается в оценивании функции $f(\cdot)$ по измерениям входных $u(k)$ и выходных $y(k)$ переменных.

Основная цель исследований заключается в разработке нейросетевых моделей (НСМ), обеспечивающих решение задач идентификации и управления линейными ускорителями электронов в условиях априорной неопределенности относительно структуры и свойств объекта, а также относительно параметров внешних возмущений, действующих на объект.

При этом задача идентификации состоит в настройке (обучении) параметров ИНС для обеспечения минимума некоторого функционала от ошибки идентификации и заключается в использовании эффективных алгоритмов обучения ИНС.

НСМ объекта (1) (рисунок 1) имеет вид:

$$\hat{y}(k) = f^L [(W^L)^T \cdot f^{L-1} [(W^{L-1})^T \cdot f^{L-2} [\dots \cdot f^1 (W^1)^T, p(k)]]],$$

где L – количество слоев в сети; W^i – матрица весовых параметров нейронов i -го слоя сети; $f^i(\cdot)$ – функция активации i -го слоя.

Обучение сети, к которому сводится задача идентификации, состоит в настройке ее параметров на основе сравнения выходных сигналов объекта \tilde{y} и модели \hat{y} и заключается в минимизации обычно квадратичного функционала ошибки: $J_I = \varepsilon^2(k) = M\{[\tilde{y}(k) - \hat{y}(k)]^2\}$.

По аналогии с традиционным подходом к решению задачи идентификации, при котором процесс построения модели разбивается на два этапа – структурную и параметрическую идентификацию, применение ИНС также требует решения двух задач: определения структуры сети и настройки (обучения) ее параметров.

После проведения ряда экспериментов с различными конфигурациями сети выбирается та, которая дает минимальное значение функционала ошибки или, при достижении заданной точности решения, требует меньших вычислительных затрат. Если качество обучения недостаточно, увеличивают число нейронов слоя или количество слоев.

Нейроуправление. Решение задачи управления включает выбор структуры системы управления и критерия качества функционирования, на основании минимизации которого определяются требуемые значения управляющих сигналов. Структура системы адаптивного нейроуправления, построенная на основе ИНС, приведена на рисунке 2.

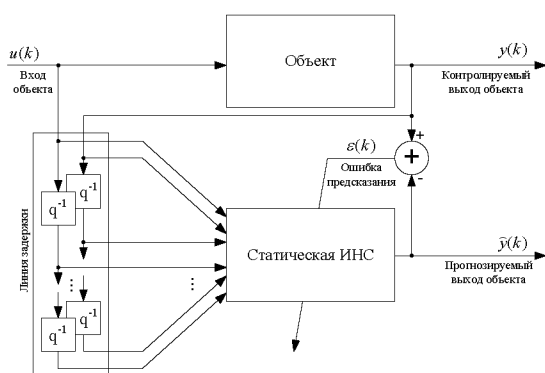


Рисунок 1 – Нейросетевая модель объекта

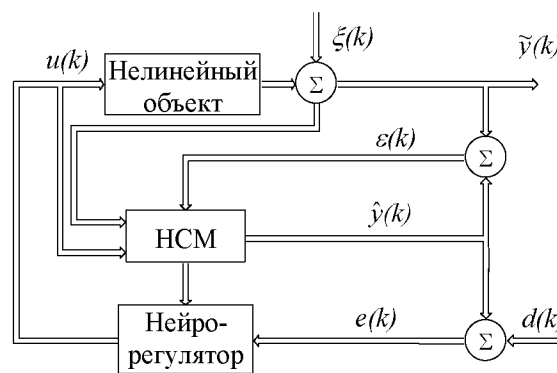


Рисунок 2 – Структура системы адаптивного нейроуправления

Выбор алгоритма управления на основе МП. Для управления реальными техническими объектами и различными технологическими процессами применяются различные архитектуры нейронных сетей. Однако наибольшее распространение получили системы управления, построенные на основе сетей персептронного типа, что обусловлено рядом причин:

1. Такие сети представляют собой структуры с прямыми связями, что эквивалентно традиционному представлению объектов управления в терминах вход-выход.

2. При построении нейрорегулятора достаточно использовать всего один скрытый слой с сигмоидальными функциями активации, для того чтобы реализовать любое нелинейное отображение между двумя конечными пространствами. Это свойство позволяет использовать многослойный персептрон для управления существенно нелинейными объектами, что при применении традиционных методов не дает приемлемых результатов.

3. Эквивалентность представления модели объекта многослойным персептроном и традиционного представления позволяет использовать для обучения сети хорошо развитые методы оценивания, используемые при традиционном подходе.

Обозначим требуемое значение вектора выходных сигналов объекта как $d(k)$. Задача управления заключается в определении значений $u(k)$, обеспечивающих минимум функционалу:

$$J_C = e^2(k) = \frac{1}{2} \|d(k) - \hat{y}(k)\|^2. \quad (2)$$

Для нахождения минимума функционала (2) могут быть использованы различные рекуррентные алгоритмы, в частности, градиентные вида:

$$u(k) = u(k-1) + \gamma(k) \cdot (\nabla_u e(k)), \quad (3)$$

где $\nabla_u e(k) = \frac{\partial e(k)}{\partial u(k)}$, $\gamma(k) > 0$.

Выбор оптимального значения $\gamma(k)$, обеспечивающего максимальную скорость сходимости алгоритма (3), приводит, к алгоритму Качмажа, который с учетом того, что при управлении

объектом (2) используется только вектор $u(k-1)$, может быть записан так:

$$u(k) = u(k-1) + \nabla_u e(k) \cdot [(\delta I + \nabla_u^T e(k) \cdot \nabla_u e(k))]^{-1} e(k), \quad (4)$$

где $\delta > 0$.

Параметр δ играет регуляризующую роль, т.е. используется в алгоритме (4) для повышения его вычислительной устойчивости.

Управление энергией электронов в односекционном сильноточном ускорителе электронов. Для автоматизации процесса регулировки или стабилизации энергии ускоренных электронов необходима простая и быстродействующая процедура расчета выходной энергии в зависимости от большого числа входных характеристик. Расчет выходной энергии на основе самосогласованной электродинамической модели требует значительных вычислительных ресурсов, поэтому для решения поставленной задачи была построена НСМ ускорителя КУТ и на ее основе разработан нейрорегулятор.

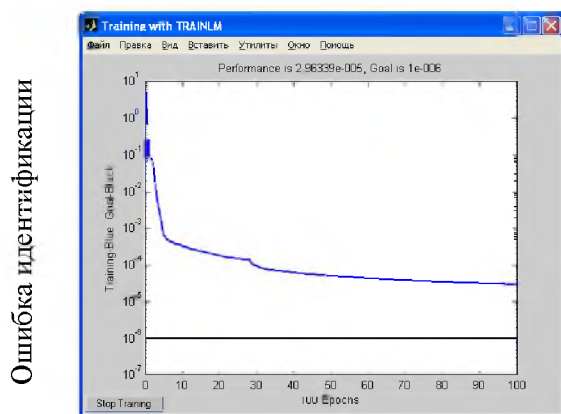
На этапе структурной идентификации в качестве основных параметров были выбраны четыре: фаза инжекции ϕ_0 , ток инжекции I , начальная энергия (энергия инжекции) частиц W_0 и мощность внешнего источника P_0 . Предварительно была проведена стандартизация переменных.

При построении НСМ проводились эксперименты с различными структурами сети, начиная от простейшей 4-1 без обратных связей, состоящий из двух слоев, с 4 нейронами в скрытом слое и 1 нейроном в выходном слое и заканчивая рекуррентными сетями, включающими как задержки по входным сигналам, так и обратные связи.

В качестве функции активации нейронов в скрытом слое использовался гиперболический тангенс, а в выходном слое – линейная функция. Настройка сети осуществлялась на основании 10000 обучающих пар, требуемая точность задавалась на уровне 1×10^{-6} . Для обучения сети использовался алгоритм Левенберга-Марквардта. Рисунок 3,а) отражает динамику обучения НСМ 4-1. Как видно из рисунка, сеть не достигла требуемой точности, величина ошибки стабилизировалась на уровне 2.96×10^{-5} . На рисунке 3,б) показана кривая обучения для наилучшей НСМ с архитектурой 10-1. Заданной точности выбранная сеть достигла за 96 итераций. Результаты идентификации объекта представлены на рисунке 4. Здесь сплошной линией показаны выходы НСМ, а ромбиками – величина энергии пучка электронов. Как видно из рисунка, сеть способна с высокой точностью воспроизводить поведение объекта.

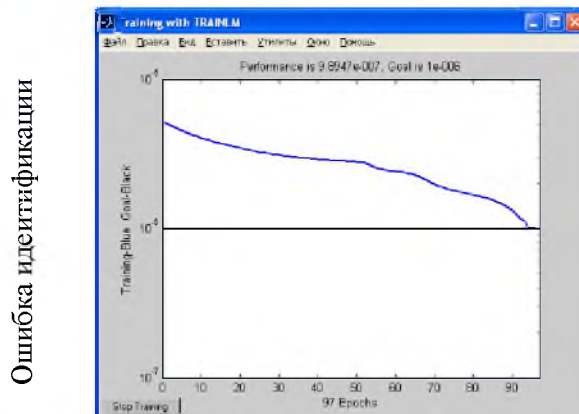
На основе полученной НСМ был построен нейрорегулятор, обеспечивающий как стабилизацию энергии пучка электронов, так и ее регулирование. Для выработки требуемых управляющих воздействий использовался алгоритм (4). Но поскольку объект имеет только один выход, то при реализации алгоритма исключается операция обращения матриц, что обеспечивает стабильность и высокое качество управления.

На рисунке 5 представлены результаты управления энергией электронов в ускорителе КУТ. Как видно из рисунка, нейрорегулятор обеспечивает высокое качество управления при стабилизации энергии пучка электронов. Небольшая задержка обусловлена временем распространения сигнала в сети. Короткие переходные процессы (не более 4 тактов управления), возникающие на выходе сети, вызваны установкой новых целей управления и, как видно из рисунка, связаны с изменениями сигналов управления.



Номер итерации

а)



Номер итерации

б)

Рисунок 3 – Динамика обучения нейросетевых моделей: сеть 4-1 а), сеть 10-1 б)

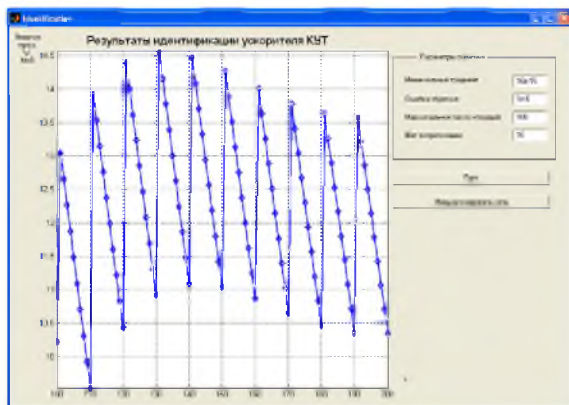


Рисунок 4 – Результаты идентификации объекта

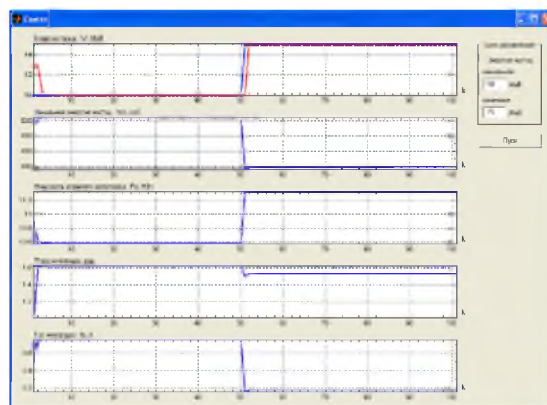


Рисунок 5 – Управление энергией электронов

Выводы. Анализ полученных результатов свидетельствует о том, что нейросетевой подход, в частности, на базе МП, является эффективным средством построения систем управления сложными нелинейными динамическими объектами. Полученные при этом математические модели существенно отличаются от традиционных, однако обеспечивают адекватное отражение свойств исследуемых процессов и объектов. Разработанный нейрорегулятор обеспечивает высокое качество управления при стабилизации энергии пучка электронов в односекционном сильноточном ускорителе электронов КУТ, что позволило улучшить кратковременную стабильность выходной энергии, и привело к улучшению характеристик ускоренных пучков.

Список литературы.

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин. – М.: Изд. «Вильямс», 2006. – 1104с.
2. Омату С. Нейроуправление и его приложения / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272с.
3. Руденко О.Г. Нейроуправление нелинейными динамическими объектами на основе многослойного персептрона / О.Г. Руденко, А.А. Шамраев // Адаптивные системы автоматического управления. – 2002. – №5(25). – с. 100–107.