

НЕЙРОИДЕНТИФИКАЦИЯ В ПРОМЫШЛЕННЫХ РЕГУЛЯТОРАХ

В.П.Войтенко, М.А.Хоменко

Черниговский государственный технологический университет

Украина, 14027, г. Чернигов, ул. Шевченко, 95, ЧГТУ, кафедра промышленной электроники

Тел. (04622) 316-96, E-mail: vvp@inel.stu.cn.ua, shadow@inel.stu.cn.ua

Annotation – The parameters of direct Neural Network model of real controlled object are received on experimental data with the quasi-optimal regulator. The model received repeats static and dynamic properties of the object with high accuracy, that's why it can be used in the closed-loop control system.

Key words – identification, artificial Neural Network control, embedded systems.

ВВЕДЕНИЕ

Промышленные регуляторы широко используются в составе замкнутых систем автоматического управления – основного компонента средств комплексной автоматизации производственных процессов. Задача совершенствования таких регуляторов сохраняет актуальность в связи с ростом разнообразных требований к современному производству: от сугубо технико-экономических до считавшихся еще недавно экзотическими инженерно-психологических или экологических.

Описанные в [1] квазиоптимальные промышленные регуляторы обеспечивают хорошее качество переходного процесса в широком диапазоне заданий на регулирование и возмущающих воздействий. Важнейшим свойством квазиоптимального регулятора является его инвариантность к объекту управления (ОУ), обеспечивающая универсальность применения, упрощающая его настройку на конкретном производственном участке и, соответственно, повышающая серийность, расширяющая рынок сбыта.

Дальнейшее расширение видов допустимых ОУ может обеспечить использование интеллектуальных систем управления и, в частности, – искусственных нейронных сетей (ИНС). Целью данной статьи является использование методов ИНС для имплементации в квазиоптимальный регулятор.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ИНС

В [2] рассмотрен подход к решению задачи синтеза промышленного регулятора, обеспечивающего качество регулирования в широком диапазоне заданий и параметров объекта с использованием искусственных нейронных сетей на основе выбранных параметров и метода обучения сети. На примере двигателя постоянного тока промоделирована работа нейрорегулятора.

В [3] приведена методика обучения нейронной сети, построенной по многослойной архитектуре, наиболее приемлемой для решения задач управления. Там же представлена схема обучения нейроконтроллера, в которой использован эталонный регулятор и модель ДПТ. Параметры модели можно определить путем идентификации объекта и использовать их также для расчёта эталонного регулятора.

В качестве эталонного регулятора выбран оптимальный регулятор, рассчитанный с помощью метода переменного коэффициента усиления [4]. Этот регу-

лятор позволяет получить процессы конечной длительности и без перерегулирования в нагрузке с известными параметрами.

С помощью стенда для исследований квазиоптимальных регуляторов [1] в ходе экспериментов были получены данные, свидетельствующие о существенной нелинейности некоторых реальных ОУ. При этом динамика регулятора ухудшается, а процесс перехода в режим слежения замедляется. В широком диапазоне заданий на регулирование для таких ОУ наблюдается колебательный процесс с элементами перерегулирования. Из этого следует необходимость использования нелинейных моделей ОУ, например – на базе ИНС, для подстройки параметров регуляторов.

Дискретное описание подобного ОУ может быть представлено с помощью следующих разностных уравнений:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}[k+1] &= \Phi(\mathbf{x}[k], \mathbf{u}[k]); \\ \mathbf{y}[k] &= F(\mathbf{x}[k]), \end{aligned}$$

где $\mathbf{x}[k]$ – вектор переменных состояний;

$\mathbf{u}[k]$ – вектор входных сигналов;

$\mathbf{y}[k]$ – вектор выходных сигналов;

$\Phi(\dots)$ и $F(\dots)$ – вектор-функции, определяющие нелинейные статические преобразования.

На Рис. 1 представлены экспериментальные данные, снятые во время самонастройки квазиоптимального регулятора на нелинейный ОУ. Воздействие представляет собой в данном случае ШИМ-сигнал, вырабатываемый квазиоптимальным регулятором, а отклик ОУ является решетчатой функцией оценки непрерывного сигнала регулируемого параметра на выходе ОУ.



Рис. 1

Возможны два основных подхода к идентификации ОУ: прямой и обратный. Во втором случае строится инверсная модель ОУ, для чего вектором входа ИНС становятся выходные данные ОУ, а с помощью того или иного алгоритма обучения стремятся аппрок-

симировать с помощью сети вектор входных воздействий. В нашем случае в качестве цели идентификации ОУ, для которого связь выхода со входом задается соотношением $y = P(u)$, выберем построение его прямой аппроксимирующей модели, для которой связь выхода со входом задается соотношением $\hat{y} = \hat{P}(u)$, причем

$$\|\hat{y} - y\| = \|\hat{P}(u) - P(u)\| \leq \varepsilon, u \in U,$$

где $\varepsilon > 0$;

U – допустимое множество управляющих сигналов на входе ОУ.

ИНС прямого распространения генерируют мгновенный отклик и позволяют моделировать установившиеся режимы ОУ, но не его динамику. Наиболее адекватно поведение динамических объектов способны воспроизводить рекуррентные ИНС реального времени. Однако, предполагая в последующем использование полученной модели в составе реального промышленного регулятора с ограниченными вычислительными ресурсами и объемом памяти, целесообразно выбирать наименее затратные решения. Алгоритм обратного распространения ошибки наиболее эффективен для ИНС прямого распространения. Поэтому будем использовать именно такую сеть, но с элементами задержки (на практике – ячейками памяти), сохраняющими временные последовательности входных векторов (Рис. 2).

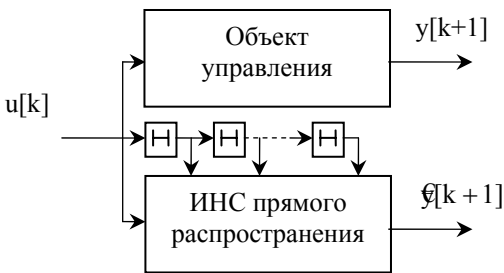


Рис. 2

В данной структуре можно реализовать как одношаговый предиктор, так и нейрорегулятор. Это потребует подачи по цепи обратной связи одного из выходных сигналов $y[k+1]$ либо $\hat{y}[k+1]$ обратно на вход ИНС аналогично входному сигналу, т.е. – через элементы задержки.

Первоначальная «инициализирующая» идентификация проводится в т.н. *off-line* режиме по всей совокупности выборок входного и выходного векторов. Все исходные (экспериментальные) данные предварительно должны быть пронормированы. Количество слоев составило три со структурой [1-3-1]. Активационные функции скрытых слоев – сигмоиды, а выходного слоя – линейная, что позволяет получить требуемый диапазон выходных сигналов моделируемого объекта.

За основу была взята ИНС прямого распространения с двумя задержанными входами. Это позволяет отразить динамику исследуемого объекта, линейная модель которого с достаточной точностью может быть описана дифференциальным уравнением третьего порядка. Для обучения сети использовался алгоритм обратного распространения Левенберга–Марквардта,

который обеспечивает наименьшее время тренировки. В качестве обучающей выборки использована пара экспериментально полученных векторов $u[k]$, $y[k]$ Рис. 1. В качестве целевого вектора взят $y[k]$.

В результате идентификации ОУ получены численные значения весовых коэффициентов и смещений ИНС. Результаты представлены на Рис. 3.

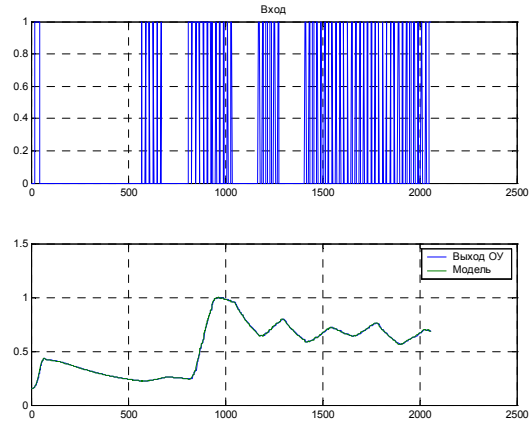


Рис. 3

Как следует из Рис. 3, построенная ИНС и ее параметры, полученные в процессе обучения, позволяют воспроизвести отклик на идентифицирующий сигнал, в очень высокой степени совпадающий с реакцией реального ОУ на такой же сигнал. Это дает возможность создавать замкнутые нейросетевые системы управления с эталонной моделью (например, для обеспечения робастности) либо использовать ИНС для оценки состояний ОУ, недоступных для наблюдения (применяя, в том числе, бездатчиковое управление).

ВЫВОДЫ

1. По результатам экспериментальных данных, полученных с помощью квазиоптимального регулятора, определены параметры прямой нейросетевой модели реального объекта управления.
2. Полученная модель с высокой точностью повторяет статические и динамические свойства объекта, что позволяет ее использовать в контуре замкнутой системы автоматического управления.

[1] Войтенко В. П. Экспериментальное исследование алгоритмов функционирования квазиоптимального промышленного регулятора// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – Київ–2005, ч. 3. – С. 71 – 74.

[2] В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Принципы построения нейрорегулятора для управления промышленным объектом// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – Київ–2006, ч. 3. – С. 80 – 83.

[3] В.П.Войтенко, М.А.Хоменко. Синтез промышленного нейрорегулятора с улучшенной динамикой// Технічна електродинаміка, тем. випуск “Силова електроніка та енергоефективність”. – Київ–2007, ч. 3. – С. 50 – 55.

Статья рекомендована к публикации д.т.н., проф. А.И.Денисовым