

3. Полищук А.А. Метод определения влияния нелинейного распределения потенциала на напряжения отражателя в резонансном генераторе//Материалы международной НТК.–Минск, 1997.

УДК 621.865

В.Я. Максимов, ст. преподаватель; В.Д. Лебедев, доцент; Г.Б. Зеленков, ассистент

### ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В АВТОМАТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ РЕГУЛИРОВАНИЯ

In work the structure of a regulator with a prediction on a basis Neural Networks, procedure of identification of process and synthesis of the law of management is considered. Results of training Neural Networks and simulation of a control system by object of the second order without delay and with it are considered at application of a regulator with a prediction.

В настоящее время нейронные сети находят успешное применение для проектирования систем управления динамическими процессами. Ниже рассматривается регулятор, построенный на основе нейронной сети – регулятор с предсказанием (NN Predictive Controller). Применение нейронных сетей для решения задач управления позволяет выделить два этапа проектирования: этап идентификации управляемого процесса и этап синтеза закона управления.

На этапе идентификации разрабатывается модель управляемого процесса в виде нейронной сети, которая на этапе синтеза используется для синтеза регулятора.

Регулятор с предсказанием использует модель управляемого процесса в виде нейронной сети, для того чтобы предсказать будущие реакции процесса на случайные сигналы управления. Алгоритм оптимизации вычисляет управляющие сигналы, которые минимизируют разность между желаемым поведением и действительными изменениями сигнала на выходе модели, оптимизируя таким образом управляемый процесс.

Схема идентификации представлена на рис. 1.

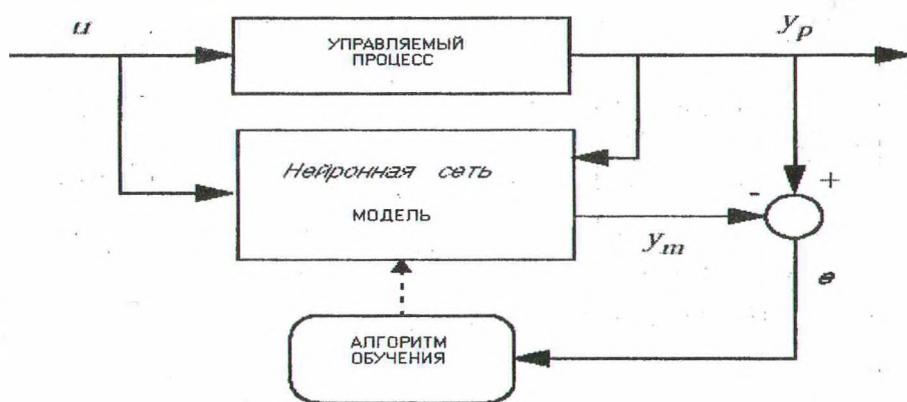


Рис. 1

Схема включает модель управляемого процесса в виде нейронной сети, которая должна быть обучена в автономном режиме так, чтобы минимизировать ошибку между реакциями процесса и модели  $e = Y_m - Y_p$  на последовательность пробных сигналов  $u$ .

Нейронная сеть регулятора управляемого процесса имеет вид, представленный на рис. 2.

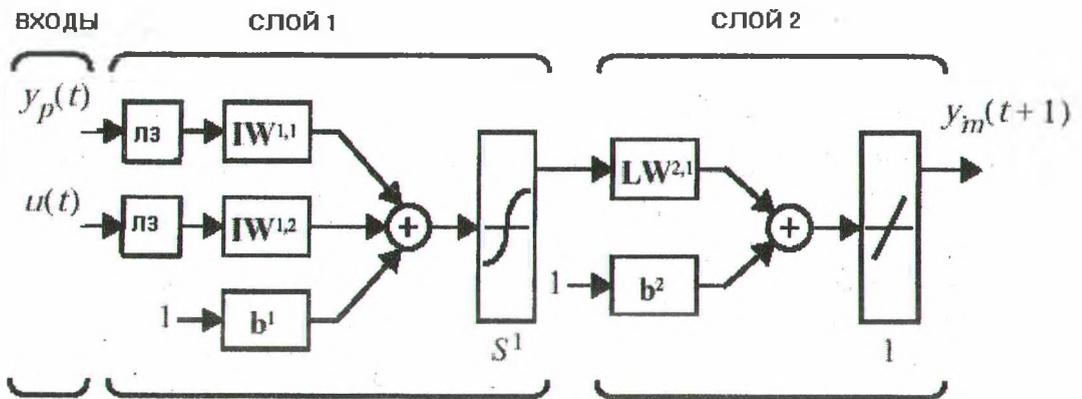


Рис. 2

Нейронная сеть имеет два слоя нейронов и использует линии задержки (ЛЗ), чтобы запомнить предшествующие значения входов и выходов процесса с целью предсказать будущие значения выхода. Первый (скрытый) слой имеет гиперболическую тангенциальную функцию активации, второй (выходной) – линейную.

Настройка параметров этой сети выполняется автономно методом группового обучения, используя данные, полученные при испытаниях реального объекта. Для обучения сети используется квазиньютоновский алгоритм Левенберга – Марквардта (LM), реализующий для оценки матрицы Гессе следующую стратегию. В предположении, что функционал определяется как сумма квадратов ошибок, а это характерно при обучении нейронных сетей с прямой передачей, гессиниан может быть приближенно вычислен как  $H \cong J^T J$ , а градиент рассчитан по формуле  $g = J^T e$ , где  $J$  – матрица Якоби производных функционала ошибки по настраиваемым параметрам;  $e$  – вектор ошибок сети. Матрица Якоби может быть вычислена существенно проще, чем матрица Гессе.

Основной шаг этого метода определяется соотношением

$$x_{k+1} = x_k - (J^T \cdot J + \mu \cdot I) \cdot g_k.$$

Когда коэффициент  $\mu$  равен 0, получаем метод Ньютона с приближением гессиниана; когда значение  $\mu$  велико, получаем метод градиентного спуска с маленьким шагом. Поскольку метод Ньютона имеет большую точность и скорость сходимости вблизи минимума, задача состоит в том, чтобы в процессе минимизации как можно быстрее перейти к методу Ньютона. С этой целью параметр  $\mu$  уменьшают после каждой успешной итерации и увеличивают только тогда, когда пробный шаг показывает, что функционал ошибки возрастает.

Структурная схема, иллюстрирующая процесс управления с предсказанием, изображена на рис. 3.

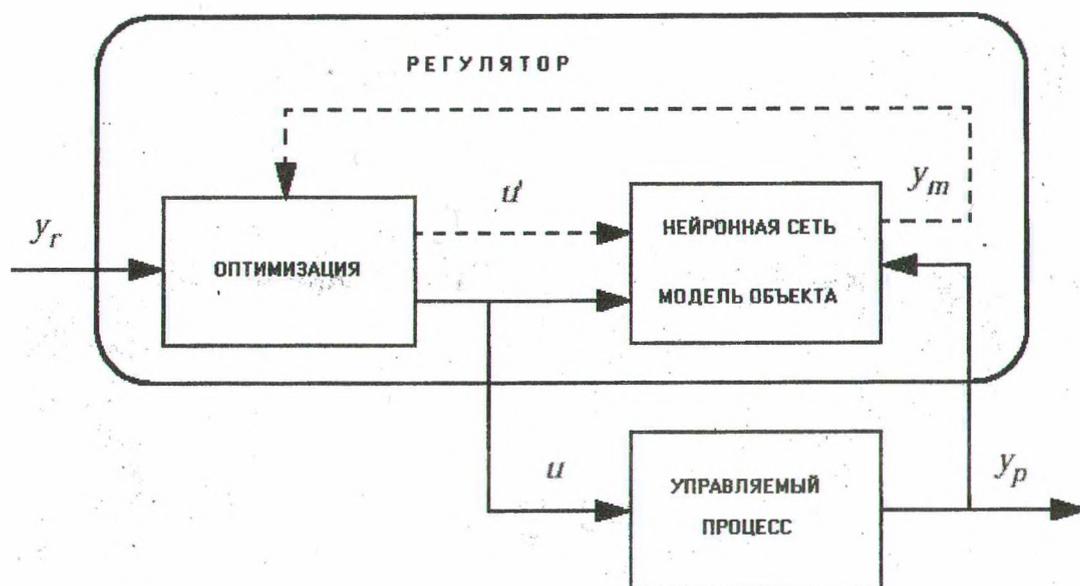


Рис. 3

Управление с предсказанием использует принцип удаляющегося горизонта [1], когда нейросетевая модель управляемого процесса предсказывает реакцию объекта управления на определенном интервале времени в будущем. Предсказания используются программой численной оптимизации для того, чтобы вычислить управляющий сигнал, который минимизирует следующий критерий качества управления:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \cdot \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))^2,$$

где  $N_1, N_2$  и  $N_u$  задают пределы, внутри которых вычисляются слежения и мощность управляющего сигнала. Переменная  $u'$  описывает пробный управляющий сигнал;  $y_r$  – желаемая, а  $y_m$  – истинная реакция модели управляемого процесса. Величина  $\rho$  определяет вклад, который вносит мощность управления в критерий качества.

Для оценки качества работы регулятора с предсказанием проведено моделирование работы регулятора с объектом второго порядка с запаздыванием и без запаздывания. Вначале производилось обучение сети по данным, полученным с объекта управления при подаче на его вход случайного сигнала. Данные снимались с интервалом 5 секунд. Длина обучающей выборки (количество точек съема информации) – 1000. Диапазон изменения входного сигнала от 1 до 4. Диапазон изменения выходного сигнала также от 1 до 4. Сеть имеет два входа, один выход и семь нейронов скрытого слоя.

Характер изменения входного сигнала объекта, выходного сигнала объекта, выходного сигнала сети(модели) и ошибка сети представлены на рис. 4. Из графика видно, что ошибка на обучающей выборке не превышает  $\pm 0,005$ . На контрольной выборке ошибка несколько больше.

Результаты моделирования системы регулирования с регулятором с предсказанием для объекта без запаздывания представлены на рис. 5. Пределы, внутри которых вычисляются ошибка слежения и мощность управляющего сигнала, следующие:  $N_1 = 1$ ,  $N_2 = 7$ , и  $N_u = 2$ . Весовой коэффициент  $\rho = 0.05$ .

Анализ графиков показывает, что система достаточно хорошо обрабатывает случайные изменения задающего воздействия, но если изменить диапазон входных воздействий в сторону увеличения от значений диапазона входных воздействий используемых при обучении сети, то наблюдаются отклонения установившихся значений от заданных при выходе за границы обучающего диапазона.

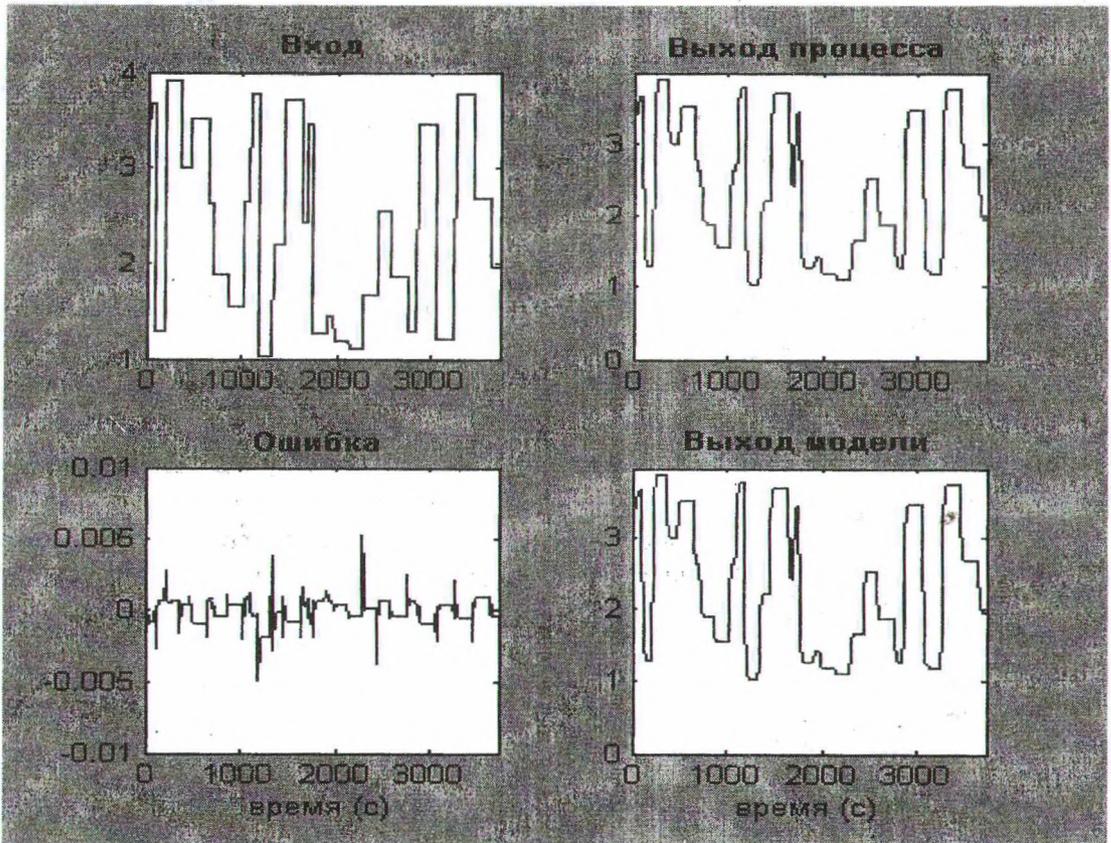


Рис. 4

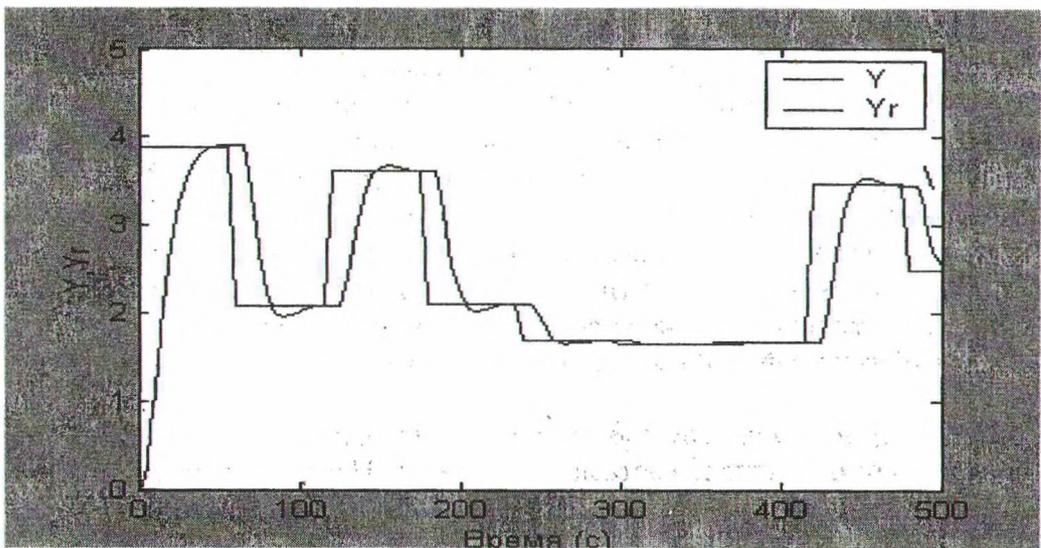


Рис. 5

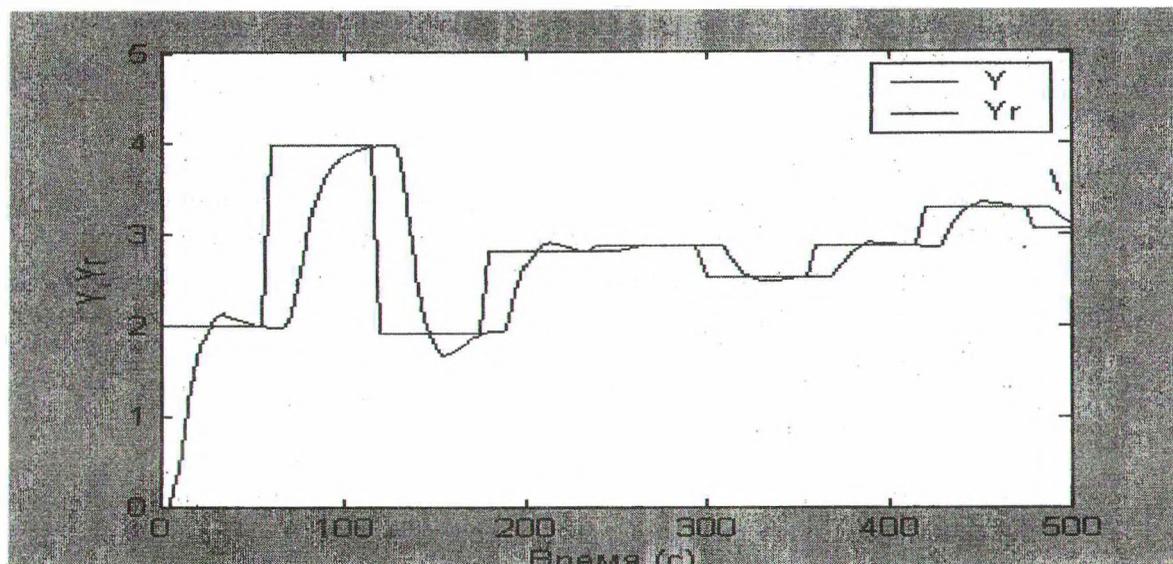


Рис. 6

Результаты моделирования системы регулирования при введении запаздывания в объект управления и без переобучения сети представлены на рис. 6.

Анализ графиков показывает, что качество обработки задающего воздействия ухудшается. При введении возмущающего воздействия в объект управления качество обработки задающего воздействия значительно снижается.

Таким образом, применение регулятора с предсказанием возможно в системах с объектами, подверженными небольшим неконтролируемым возмущениям.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Soloway D., Haley P.J. Neural Generalized Predictive Control // Proceedings of the 1996 IEEE International Symposium on Intelligent Control. 1996. P. 277–281.
2. Омагу С., Халид М., Юсоф Р. Нейроуправление и его приложения. – М.: ИПРЖРБ, 2000. 272 с.

УДК 621.9.02

И.Ф. Кузьмицкий, доцент; Д.С. Карпович, ассистент

#### МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ И ДИФФУЗИИ ПРИ ПАЙКЕ

In job the different methods of a solution of the differential equations with partial derivatives surveyed which feature different processes, including processes of a thermal conduction and diffusion at the soldering. As a result of the analysis the expediency of use of numerical and analytical methods for different requirements is established. Some plans of a numerical solution surveyed with the purpose of definition of a method of a solution requiring minimum computing possibilities in view of convergence the answer.

При рассмотрении большого числа практических задач необходимо получить поле распределения температур внутри различных изделий. При этом нестационарная задача распределения температурного поля при отсутствии внутренних источников тепла