

Применение нейронных сетей в задачах идентификации систем управления электроприводами крупного радиотелескопа

Ч. Х. Фыонг¹, М. П. Белов²

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

¹tranhuuphuong83@gmail.com, ²milesa58@mail.ru

Н. Д. Тхань

Вьетнамский государственный технический
университет им. Лэ Куй Дона
thanhd37565533@gmail.com

Аннотация. Предлагается идентификационная модель управляемого процесса в задачах прогнозирования углового азимутального поворота главной антенны крупного радиотелескопа с использованием нейронных сетей. Нейронные сети представляют собой современный метод для решения задач идентификации нелинейных статических и динамических объектов управления благодаря возможности аппроксимировать произвольные динамические объекты. Построение, обучение, тестирование нейронных сетей производится с помощью программы MATLAB/Simulink.

Ключевые слова: крупный радиотелескоп; идентификация; нейронные сети; модель NARX

I. ВВЕДЕНИЕ

В теории систем автоматического управления задача идентификации является фундаментальной. Главной задачей идентификации является нахождение идентификационной модели $\hat{F}(\mathbf{u})$, достаточно близкой к объекту управления $F(\mathbf{u})$ для всех $\mathbf{u}(k)$, $k = 1, 2, \dots, N$ (рис. 1)

$$\|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\| = \|F(\mathbf{u}) - \hat{F}(\mathbf{u})\| \leq e, \quad (1)$$

где e – малое положительное число или среднеквадратичное отклонение ошибки (СКО), определенное нормой $\|\cdot\|$; $\hat{\mathbf{y}} = \hat{F}(\mathbf{u})$ – выход идентификационной модели; \mathbf{u} – допустимое множество управления. Причём, для статической или динамической систем идентификационная модель $\hat{F}(\mathbf{u})$ определена парами сигналов вход-выход $\{\mathbf{u}, \mathbf{y}\}$.

Выбор идентификационной модели $\hat{F}(\mathbf{u})$ находится в зависимости от имеющейся априорной информации о структуре объекта управления. Выбор класса, к которому принадлежит идентификационная модель $\hat{F}(\mathbf{u})$, определяется множеством факторов, связанных с требуемой точностью и аналитической трактуемостью модели.

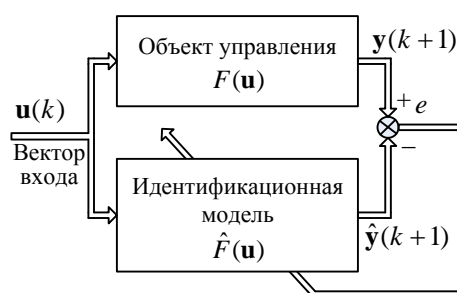


Рис. 1. Схема идентификационной модели

В последние годы искусственные нейронные сети (НС) являются мощным математическим вычислительным инструментом, хорошо подходящим для управления техническими объектами. В теории НС существуют две актуальных проблемы, одной из которых является выбор оптимальной структуры НС, а другой – построение эффективного алгоритма обучения НС [3]. В области идентификации систем управления разрабатывается модель управляемого процесса в виде нейронной сети для оценки (прогнозирования) выходных значений в будущем.

II. ИДЕНТИФИКАЦИЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ С НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

В идентификации систем управления модель НС управляемого процесса называется одношаговым предиктором. Одношаговый предиктор осуществляет предсказание выходного вектора объекта по его предыстории на один шаг вперед. Структурная схема этого подхода представлена на рис. 2. Эта сеть реализует модель нелинейной авторегрессии с внешними входами (Nonlinear Auto Regression with Exogenous inputs – NARX model) [2]. Такие модели объектов не являются полными и используются только для прогнозирования поведения сложных систем. Они описываются следующим нелинейным уравнением:

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = \hat{F} \{u(k), u(k-1), \dots, u(k-d_1), y(k), y(k-1), \dots, y(k-d_2)\}, \quad (2)$$

где $\hat{F}(u, y)$ – преобразование вход-выход, выполняемое НС; d_1 – глубина задержки обратной связи по входу НС; d_2 – глубина задержки по выходу НС.

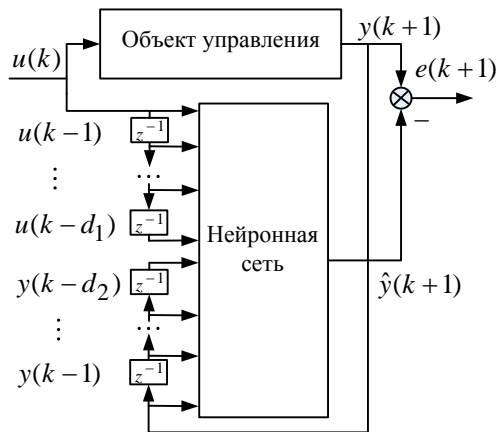


Рис. 2. Модель нелинейной авторегрессии с внешними входами

Рассмотрим пример применения НС для настройки идентификационной модели управляемого процесса чтобы прогнозировать угловой азимутальный поворот главной антенны (φ_3) в системе управления следящими электроприводами крупного радиотелескопа РТ-70 [1]. В работах [4], [5] была предложена математическая расширенная модель автоматизированных систем управления электроприводами (АСУ ЭП) наведения крупного радиотелескопа, эквивалентная разветвленной четырехмассовой упругой системе в матричном виде

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k); \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases}; \quad (3)$$

с координатами

$$\mathbf{x}(k) = [\omega_1 \quad M_{21} \quad \omega_2 \quad M_{32} \quad \omega_3 \quad M_{42} \quad \omega_4 \quad i_d \quad \varphi_3]^T,$$

где $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ – скорости каждой массы; $M_d, M_{21}, M_{32}, M_{42}$ – момент двигателя и моменты упругих связей между массами; i_d – ток двигателя; $\mathbf{y}(k) = \varphi_3$ – вектор выхода угла азимутального поворота главной антенны. В ее основе лежит прогнозирующий цифровой регулятор, основанный на функциях Лагерра (МРС-Лагерра) [6]. Структурная схема модели АСУ ЭП наведения крупного радиотелескопа с показана на рис. 3 и его параметры подробно представлены в [5].

Эта структура включает блок управляемого процесса (Discrete State Space Plant), блок регулятора с предсказанием (MPC-Laguerre Predictive Controller) и блок

НС идентификационной модели (NARX Neural Network-NNET), а также построения графиков (Graph).

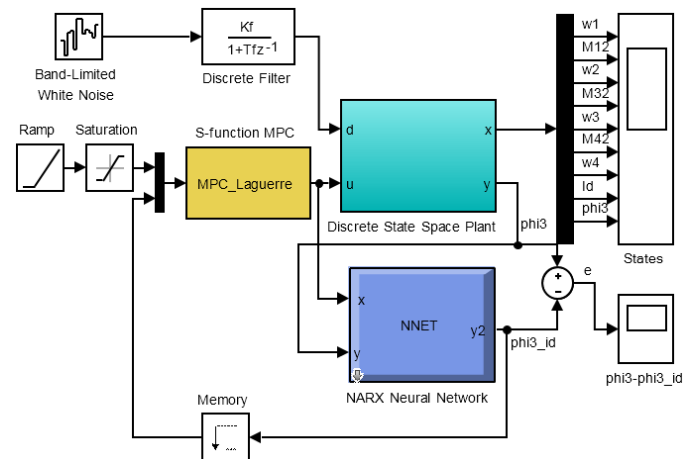


Рис. 3. Схема эксперимента АСУ ЭП наведения крупного радиотелескопа в Simulink

В данной работе блок НС идентификационной модели управляемого процесса, реализованный в пакете Neural Network Time Series Tool, имеет два слоя. Первый слой – скрытый слой с сигмоидальными функциями активации (в виде гиперболического тангенса), второй – выходной слой с тождественными функциями активации. Вектор входных сигналов включает в себя единичные задержки d , отсчитываемые от того момента времени, для которого делается прогноз. Данная НС является статической. Общий вид НС NARX изображен на рис. 4.

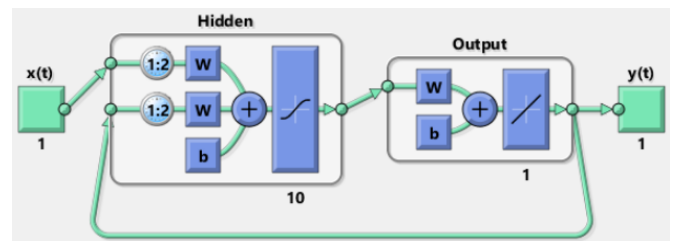


Рис. 4. Архитектура нейронной сети NARX в пакете Neural Network Time Series Tool

III. КОМПЬЮТЕРНЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Формирование множества образцов для обучения происходит следующим образом. Рассматриваются различные комбинации величин, характеризующих управляющие воздействия, φ_3 – угол азимутального поворота главной антенны и внешние возмущающие воздействия типа «белого шума». Угол азимутального поворота главной антенны варьируется в диапазоне от 0 угл.с до 36000 угл.с с дискретностью 2 угл.с. Длительность модельной ситуации равна 30 минутам. В качестве внешних возмущений учитывается ветер, влияющий на динамику АСУ ЭП крупного радиотелескопа. Ветровой поток со средней скоростью ветра предполагается равным 10 м/с. Амплитуда внешнего возмущающего воздействия

была взята равной 10% от максимальной величины полезного сигнала. Количество образцов для обучения НС составляет 180000. Эксперименты выполнялись при помощи программы MATLAB/Simulink R2016a с периодом дискретности $T_s = 10^{-2}$ с.

Для исследования модели АСУ ЭП наведения крупного радиотелескопа воспользуемся различными настройками параметров и будем менять:

- 1) горизонт прогноза MPC-Лагерра регулятора, N_p ;
- 2) обучающую функцию;
- 3) размер скрытого слоя, который определяется количеством используемых нейронов;
- 4) Глубину единичных задержек, $d = d_1 = d_2$.

В первую очередь выберем три значения горизонта прогноза MPC-Лагерра регулятора [5] и исследуем в отдельности каждое значение:

- 1) $N_p = 30$; 2) $N_p = 106$; 3) $N_p = 68$.

Затем в настройках идентификационной модели выберем три функции обучения и исследуем в отдельности функцию:

- 1) *trainscg* – метод шкалированных связанных градиентов;
- 2) *trainbr* – регуляризация Bayesian;
- 3) *trainlm* – алгоритм оптимизации Левенберга – Марквардта (Levenberg-Marquardt).

Далее будем задавать разный размер скрытого слоя, который определяется количеством используемых нейронов:

- 1) 2 нейрона в первом (скрытом) слое, 1 нейрон во втором (выходном) слое;
- 2) 4 нейрона в скрытом слое, 1 нейрон во выходном слое;
- 3) 10 нейронов в скрытом слое, 1 нейрон во выходном слое.

И наконец выберем три значения глубины единичных задержек, d :

- 1) при $d = 1$, то модель НС описывается в виде

$$\hat{y}(k+1) = \hat{F}\{u(k), u(k-1), \varphi_3(k), \varphi_3(k-1)\};$$

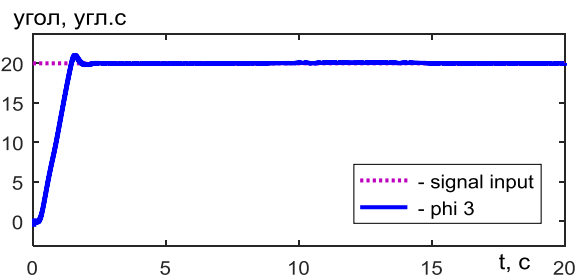
- 2) при $d = 2$, то модель НС описывается в виде

$$\hat{y}(k+1) = \hat{F}\{u(k), u(k-1), u(k-2), \varphi_3(k), \varphi_3(k-1), \varphi_3(k-2)\};$$

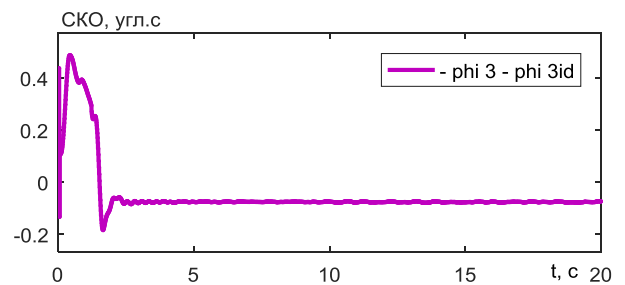
- 3) при $d = 3$, то модель НС описывается в виде

$$\hat{y}(k+1) = \hat{F}\{u(k), u(k-1), u(k-2), u(k-3), \varphi_3(k), \varphi_3(k-1), \varphi_3(k-2), \varphi_3(k-3)\}.$$

В результате получим следующие графики: графики переходного процесса угла азимутального поворота главной антенны и графики СКО по углу идентификации между реакциями процесса и идентификационными моделями $e = \varphi_3 - \varphi_{3id}$, где рис. 5. а), б) – первый вариант эксперимента; рис. 6. а), б) – второй вариант эксперимента; рис. 7. а), б) – третий вариант эксперимента.

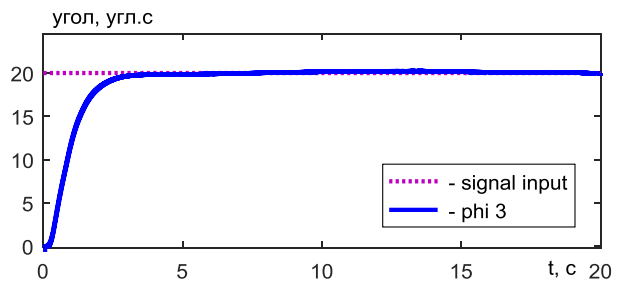


а) Переходный процесс

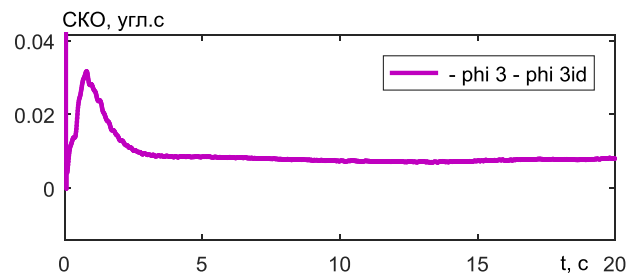


б) Ошибка по углу

Рис. 5. Результаты первого варианта эксперимента

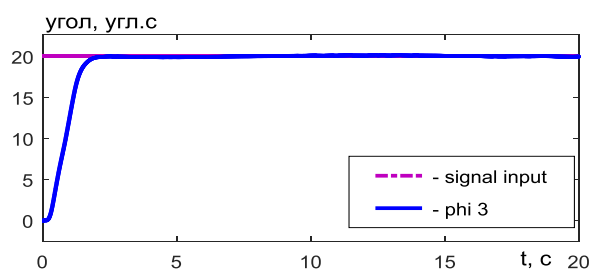


а) Переходный процесс

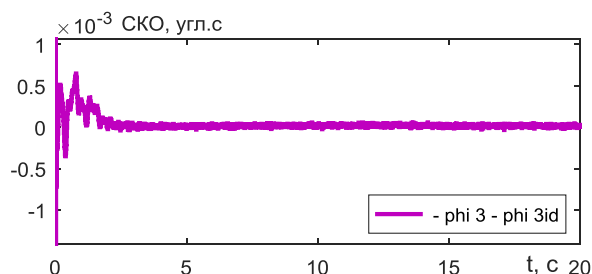


б) Ошибка по углу

Рис. 6. Результаты второго варианта эксперимента



а) Переходный процесс



б) Ошибка по углу

Рис. 7. Результаты третьего варианта эксперимента

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, рассмотрены разные варианты настроек идентификационной модели для прогнозирования углового азимутального поворота главной антенны в виде НС. В зависимости от значения

горизонта прогноза МРС-Лагерра регулятора, размера слоя, функции обучения нейронной сети и глубины единичных задержек получены различные графики переходного процесса и ошибки по углу для трех вариантов. Варьируя параметрами настройки регуляторов, можно подобрать наиболее оптимальный вариант (в данном случае это вариант 3) для системы управления, что приведёт к наиболее качественной работе всей системы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Борцов Ю.А., Соколовский Г.Г. Автоматизированный электропривод с упругими связями. СПб.: Энергоатомиздат, 1992. 288 с.
- [2] Ведякова А.О. Идентификация в условиях внешнего возмущения с использованием нейронных сетей // International Journal of Open Information Technologies. Vol. 2. 2014. №3. P. 18–22.
- [3] Narendra K.S., Parthasarthy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. Neural networks. Vol. 1. 1990. P. 4–26.
- [4] Belov M.P., Tran Huu Phuong. Servo speed control of the large radio telescope based on linear optimal controller // In the XX IEEE international conference on soft computing and measurements. SCM'2017. P. 352–355.
- [5] Tran Huu Phuong, Belov M. P., Tran Dang Khoa. Model Predictive Controller Based on Laguerre Functions for Large Radio Telescope Servo Control System // In 2018 IEEE NW Russia Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering Conference (ElConRusNW). 2018. P. 1020–1024.
- [6] Wang L. Discrete model predictive control design using Laguerre functions // Journal of Process Control 14. 2004. P. 131–142.