

ИДЕНТИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ ПОВЕДЕНИЯ ШКАЛЫ ВРЕМЕНИ УПРАВЛЯЕМОЙ МЕРЫ ЧАСТОТЫ И ВРЕМЕНИ ПРИ ПОМОЩИ МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

В.Н. Чинков¹, М.Л. Троцко²

¹Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба,

²Научный метрологический центр военных эталонов, Харьков)

Показана возможность применения многослойной нейронной сети прямого распространения для идентификации в режиме реального времени модели поведения шкалы времени управляемой меры частоты и времени.

модель поведения, шкала времени, мера частоты и времени, многослойная нейронная сеть, прямое распространение

Постановка проблемы. Одним из способов управления шкалой времени (ШВ) управляемых мер частоты и времени (УМЧВ) является управление шкалой времени при помощи введения корректирующих поправок через фазовращатель на выходе УМЧВ [1].

Однако вследствие влияния погрешностей измерения поправка часов УМЧВ представляет собой процесс, содержащий как случайные флуктуации результата измерений (шум измерений), так и систематическую составляющую, определяющую данный процесс как нестационарный. Следовательно, использование предположения о стационарности и эргодичности хода часов приводит к появлению методической погрешности его определения. Таким образом, оценка расхождения ШВ смещается относительно своего действительного значения, и корректирующий сигнал соответственно смещает ШВ УМЧВ [2]. В результате коррекция ШВ не соответствует скорости накопления поправки часов УМЧВ и ШВ расходится со своим номинальным значением. Для решения данной проблемы необходимо идентифицировать состояние ШВ на интервале измерения с целью получения модели поведения ШВ (МП ШВ), представляющей ее с заданной точностью.

Анализ литературы. В общем виде задача идентификации объекта управления сформулирована в [3], а одна из постановок задачи поиска моделирующего (идентифицирующего) оператора на основе данных “вход-выход” приведена в [4]. Анализ классических методов прямой идентификации объектов регулирования, основные недостатки их применения и предложения по применению нейронных сетей для идентификации объектов управления приведены в [5]. Однако в этих и других

работах отсутствует исследование по применению нейронных сетей для моделирования процесса идентификации МП ШВ.

Цель статьи – моделирование процесса идентификация МП ШВ УМЧВ при помощи многослойной нейронной сети прямого распространения.

Основной материал исследований. Представим измеренное расхождение СШВ в виде модели

$$\Delta T(t) = \Delta T_0 + \Delta f(t)/f_0 + \varepsilon(t) + \eta(\Delta T),$$

где ΔT_0 – погрешность начальной установки СШВ относительно шкалы эталона; $\Delta f(t)/f_0$ – относительное отклонение действительного значения частоты (ДЗЧ) УМЧВ от номинального значения f_0 ; $\eta(\Delta T)$ – погрешность измерения расхождения СШВ (погрешность измерителя интервалов времени); $\varepsilon(t)$ – погрешность формирования ШВ, обусловленная случайными изменениями частоты УМЧВ, определяемая равенством

$$\varepsilon(t) = \int_0^t \gamma(t) dt,$$

$\gamma(t)$ – изменения частоты, обусловленные внутренними процессами в УМЧВ.

Требуется получить решение задачи идентификации МП ШВ УМЧВ

$$\Delta f(t)/f_0 = \alpha \cos(2\pi f_{\text{ДЗЧ}} t) + \lambda t,$$

где α – коэффициент, учитывающий влияние внешних факторов; $f_{\text{ДЗЧ}}$ – частота периодических изменений относительного отклонения ДЗЧ от номинального значения; λ – коэффициент, характеризующий внутренние процессы УМЧВ [6].

Поставленная задача решается в три этапа: формирование контура управления ШВ УМЧВ (рис. 1); моделирование процесса идентификации МП ШВ; анализ результатов моделирования. Контур управления ШВ УМЧВ при помощи фазовращателя представлен на рис. 1.

Формирование контура управления МП ШВ осуществляется при помощи многослойной нейронной сети (МНС) прямого распространения, обучаемой по алгоритму обратного распространения ошибки [7]. Процесс обучения МНС соответствует идентификации МП ШВ. Зашумленность поступающих на вход сети данных затрудняет выполнение поставленной перед ней задачи. Кроме того, был установлен достаточно высокий порог для СКО погрешности обучения (идентификации), учитывая уровень отношения сигнал/шум в поступающих данных в 40 дБ. Данный уровень шумов учитывает возможный уровень помех на входе частотомера ЧЗ-64/1, а также шумы самого частотомера. Наличие гармонической составляющей в используемой модели соответствует влиянию переменной составляющей

систематической погрешности измерения поправки часов вследствие флуктуации ДЗЧ УМЧВ относительно своего номинального значения.

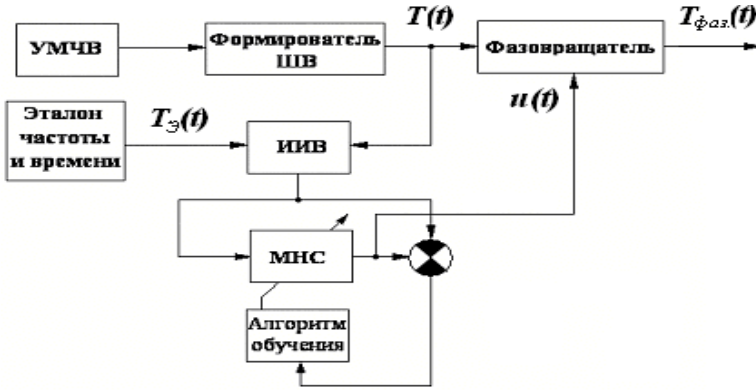


Рис. 1. Контур управления ШВ УМЧВ при помощи фазовращателя

Моделирование процесса идентификации МП ШВ проводилось при помощи системы компьютерной математики MATLAB 6.5 [9] средствами пакета Neural Network Toolbox при исходных данных: $\Delta T_0 = 1$; $M[\varepsilon(t)] = 0$; $\alpha = 0,06$; $f_{ДЗЧ} = 66$ отсчетов смоделированных расхождений СШВ; $\lambda = 0,1$; ΔT_0 , α и λ представлены как безразмерные величины с целью устранения зависимости характера идентифицируемого процесса от темпа измерений, т.е. интервала времени между отсчетами.

Параметры МНС выбраны произвольно с учетом потенциального повышения качества аппроксимации (идентификации) заданного процесса при наличии достаточно большого количества нейронов в скрытом слое [10]. МНС имеет два слоя – 202 нейрона с сигмоидной функцией активации в скрытом слое и 1 нейрон с линейной функцией активации в выходном слое.

Анализ результатов моделирования. На рис. 2 представлен график изменения СКО погрешности

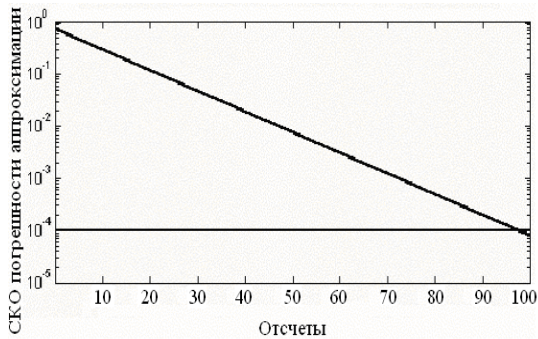


Рис. 2. Зависимость СКО погрешности идентификации МП ШВ в функции от количества предъявляемых на вход отсчетов в процессе обучения МНС

идентификации смоделированного процесса при помощи обучаемой МНС. В процессе обучения (идентификации) МНС было достигнуто относительное значение СКО погрешности идентификации $7,94426 \cdot 10^{-5}$, что значительно ниже априорно установленного порога обучения $1 \cdot 10^{-4}$.

На рис. 3, а приведены исходный сигнал $\Delta f(t)/f_0$ и его смесь с шумом $\Delta T(t)$, на рис. 3, б – соответствующая данной смеси $\Delta T(t)$ реализация идентифицируемого процесса расхождения ШВ и МП ШВ, сформированную МНС, а на рис. 3, в – зависимость абсолютной погрешности идентификации МП ШВ от количества предъявляемых на вход МНС отсчетов в процессе ее обучения

$$\zeta(t) = \frac{\Delta T_{\text{МНС}}(t) - \Delta T(t)}{\Delta T_{\text{max}}}$$

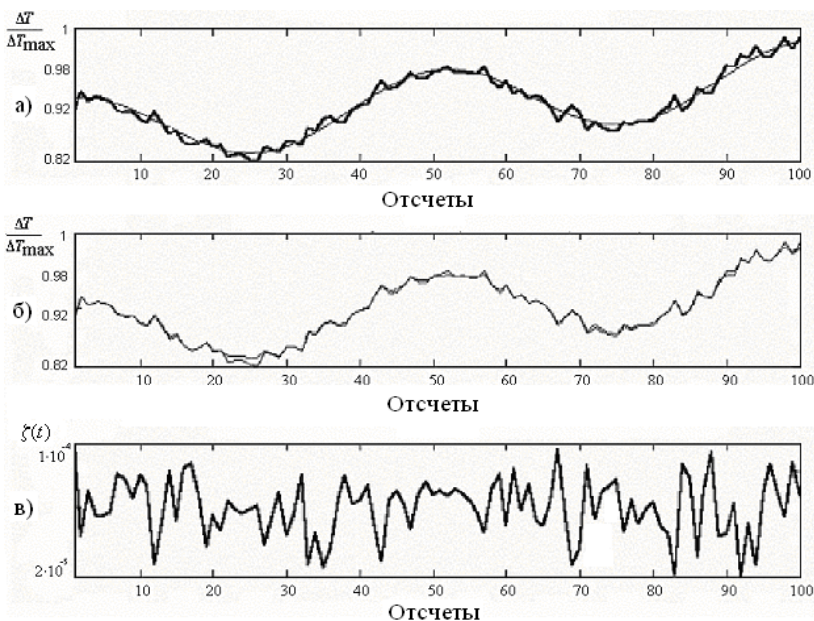


Рис. 3. Результат идентификации МП ШВ при помощи МНС

Результат моделирования свидетельствует о возможности идентификации МП ШВ в режиме реального времени с априорно установленным уровнем СКО погрешности идентификации, т.к. СКО погрешности идентификации достигло значения $7,94426 \cdot 10^{-5}$ при однократном предъявлении на вход МНС измеренных расхождений ШВ, т.е. идентификация осуществилась в режиме реального времени.

Идентифицированная МП ШВ будет подана на фазовращатель и ШВ УМЧВ скорректируется с точностью, соответствующей СКО погрешности идентификации МП ШВ.

Вывод. Применение МНС для идентификации МП ШВ в режиме реального времени представляет возможность сформировать контур управления ШВ УМЧВ, адаптивность которого будет обусловлена минимумом априорной информации о МП ШВ.

Основными направлением дальнейших исследований является моделирование контура управления частотой УМЧВ на основе адаптивной системы двух динамически обучаемых МНС.

ЛИТЕРАТУРА

1. Федоров Ю.А., Иванова Ю.Д., Лузгин Д.В., Смирнов Ю.Ф., Пушкин С.Б. Система синхронизации эталонов на основе приемной аппаратуры ТВ – сигналов нового поколения // Исследования по метрологии времени и пространства: Труды ВНИИФТРИ. – М.: 2005. – Вып. 50 (142). – 247 с.
2. Романько В.М., Смець Н.Г., Сагайдак Г.І. Методика управління сигналами часу, що передаються з Києва по радіо // Труды IV Міжн. НТК "Метрологія та вимірювальна техніка", Харків, 12–14 жовтня 2004 р. – С. 229-231.
3. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Крассовского. – М.: Наука, 1987. – 711 с.
4. McCade S., Davies P., Seidel D. On the use of nonlinear autoregressive moving average models for simulation and system identification // American Control Conference, 1991. – P. 2559-2562.
5. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Лиес. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – 205 с.
6. Чинков В.Н., Троцко М.Л. О применении адаптивной нейронной сети для предсказания расхождения системных шкал времени // Системы обработки информации. – Х.: ХУ ПС, 2006. – Вып. 1 (50). – С. 169-174.
7. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учебн. пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – М.: Высш. шк., 2002. – 183 с.
8. Neural Network Toolbox User's Guide / Demuth H., Beale M. – Natick: Math-Works, 1997. – 700 p.
9. Ососков Г.А., Полянский А., Пузынин И.В. Современные методы обработки экспериментальных данных в физике высоких энергий // Физика высоких энергий. – 2002. – Т. 33, вып. 3. – С. 676-745.

Поступила 9.03.2006

Рецензент: доктор технических наук, профессор Ю.В. Стасев,
Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба.