

О ПРИМЕНЕНИИ АДАПТИВНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРЕДСКАЗАНИЯ РАСХОЖДЕНИЯ СИСТЕМНЫХ ШКАЛ ВРЕМЕНИ

В.Н. Чинков¹, М.Л. Троцко²

(¹Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, ²в/ч А-0785)

В статье показана возможность применения адаптивной нейронной сети для прогнозирования в режиме реального времени расхождения системных шкал времени.

эталонные сигналы частоты и времени, системные шкалы времени

Постановка проблемы. Современная система управления мерами частоты и времени, которая используется в Украине при формировании эталонных сигналов частоты и времени (ЭСЧВ), представляет собой директорную систему управления, не позволяющую осуществлять корректирование расхождения системных шкал времени (СШВ) в режиме реального времени [1].

Анализ литературы. Исследование методов обработки результатов измерений расхождения СШВ показывает, что практически все методы используют режим постобработки данных, при этом их накопление результатов приводит к запаздыванию корректировки СШВ [2, 3].

Таким образом, для повышения точности управления расхождением системных ШВ необходимо использование методов обработки результатов измерений в режиме реального времени.

В связи с этим актуальной является задача совершенствования системы управления территориально распределенными относительно Государственного первичного эталона единиц времени и частоты управляемыми мерами частоты и времени (УМЧВ), которые формируют эталонные сигналы частоты и времени.

В последнее время значительных успехов в области создания быстросрабатывающих алгоритмов обработки данных достигла теория искусственных нейронных сетей, которые применяются как эффективное средство формирования в режиме реального времени регуляторов, аппроксиматоров и экстраполяторов [4 – 6]. Экстраполяция состояния сложных технических объектов при помощи математического аппарата нейронных сетей дает возможность в режиме реального времени определять приближение отказа в условиях функционирования системы под

влиянием различных не зависящих друг от друга экзогенных и эндогенных воздействий.

Применение нейронной сети в качестве экстраполятора расхождения ШВ позволит повысить точность управления УМЧВ, участвующих в формировании ЭСЧВ.

Цель статьи. Показать возможность использования нейронной сети для предсказания расхождения СШВ.

Основной материал исследований. Представим измеренное расхождение СШВ в виде модели [7]:

$$\Delta T(t) = \Delta T_0 + \frac{\Delta f(t)}{f_0} + \varepsilon(t) + \eta(\Delta T),$$

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:

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

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

Как правило, используются полиномиальные модели расхождения СШВ, в частности, при формировании СШВ спутниковых радионавигационных систем GPS и ГЛОНАСС [8]: $\frac{\Delta f(t)}{f_0} = \frac{\Delta f}{f_0} t + \beta t^2$, где β – коэффициент,

характеризующий систематическое изменение ДЗЧ во времени, $\beta_{GPS} > 0$, $\beta_{ГЛОНАСС} = 0$. В работе применена модель расхождения СШВ, использующая допущение о гармоническом характере изменения относительного отклонения ДЗЧ от номинального значения и линейном характере систематического изменения частоты УМЧВ:

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

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

Данные допущения основаны на цикличности воздействия факторов окружающей среды на прецизионные меры частоты и времени (периодическое изменение сил гравитации Луны и Солнца, суточные колебания температур, флуктуации амплитуды и частоты напряжения сети питания и т.д.) и ограничениях, которые накладываются на время обработки и анализа измеренных расхождений СШВ (квадратичный закон систематического изменения ДЗЧ заметен на интервале наблюдения порядка 10 суток) [8].

Чтобы предсказать расхождение СШВ $\Delta T(t_i + \tau)$, необходимо, зная $\Delta T(t)$ на моменты времени t_i, \dots, t_{i-1} , вычислить значение функции φ :

$$\varphi[\Delta T(t_i), \dots, \Delta T(t_{i-1}), v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_k] = \Delta T(t_i + \tau); \quad i = \overline{0, l}; j = \overline{1, k},$$

где l – количество измерений расхождения СШВ; \mathbf{v} – вектор внешних воздействий $\mathbf{v} = \{v_1, v_2, \dots, v_j, \dots, v_k\}$, таких, как задержки приемной аппаратуры, шумы измерений расхождения СШВ и др.; k – количество независимых внешних воздействий; τ – шаг прогнозирования.

В качестве нейросетевого предсказателя применим адаптивную нейронную сеть (АНС) с одним нейроном в скрытом слое и линейной функцией активации (adaline):

$$\varphi(\Delta T) = \psi \left(\sum_{i=1}^l w_i \Delta T_i + b \right),$$

где $\psi(\cdot)$ – линейная функция активации; w_i – синаптический вес i -го элемента входного вектора ΔT ; b – смещение нейрона.

Алгоритм обучения позволяет адаптивно изменять значения синаптических весов w_i при изменении ΔT (правило обучения Уидроу–Хоффа) [9].

Моделирование процесса предсказания расхождения СШВ проводилось при помощи системы компьютерной математики MATLAB 6.5 [10] средствами пакета Neural Network Toolbox при следующих исходных данных:

- шаг обучения АНС равен 0,1;
- $\tau = 1$; $l = 100$ отсчетов;
- $\Delta T_0 = 1$; $M[\varepsilon(t)] = 0$; $\alpha = 0,06$; $\lambda = 0,1$;
- $f_{ДЗЧ} = 66$ отсчетов смоделированных расхождений СШВ;
- ΔT_0 , α и λ выражены в относительных единицах с целью устранения зависимости характера смоделированного процесса от темпа измерений, т.е. интервала времени между отсчетами l .

Прогноз $\Delta T(t_i + \tau)$ осуществляется по нескольким значениям измеренных расхождений СШВ q , где $q = 2, \dots, 10$.

Результаты предсказания расхождения СШВ при помощи АНС, представленные на рис. 1, показывают, что погрешность прогнозирования расхождения СШВ зависит от количества значений расхождения СШВ, по которым осуществляется предсказание q . Среднее квадратическое значение (СКЗ) погрешности предсказания σ_q , выраженное в относительных единицах, имеет вид:

$$\sigma_q = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=0}^l [\Delta T_{\text{прогн}}(q) - \Delta T(t_i)]^2},$$

где $\Delta T_{\text{прогн}}(q) = \varphi(\Delta T)$ – предсказанное при помощи АНС расхождение СШВ, изменяется скачком от $\sigma_2 = 0,154$ при $q = 2$ до значения $\sigma_3 = 0,0149$ при $q = 3$. Достигнув значения $\sigma_4 = 0,0148$, СКЗ погрешности предсказания остается неизменным при дальнейшем увеличении q .

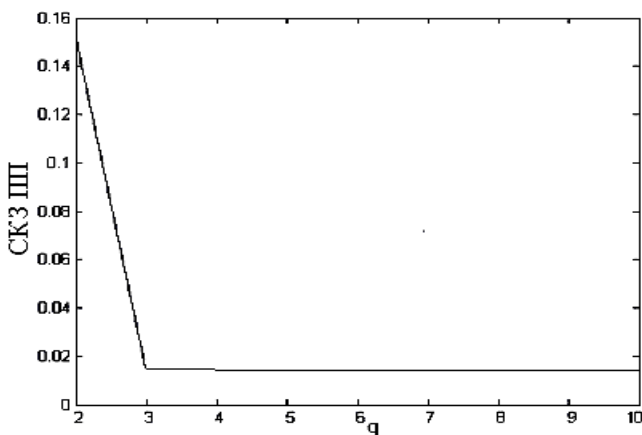


Рис. 1. Изменение СКЗ погрешности предсказания расхождения СШВ σ_q от количества значений расхождения СШВ, по которым осуществляется предсказание

Результаты моделирования предсказания расхождения СШВ при помощи АНС для $\sigma_4 = 0,0148$ представлены в виде графика на рис. 2.

По оси абсцисс графика отложено количество смоделированных значений расхождения СШВ, а по оси ординат – нормированные значения $\Delta T/\Delta T_{\text{max}}$, смоделированных и предсказанных при помощи АНС расхождений СШВ. Непрерывной линией обозначено смоделированное, а пунктирной – предсказанное с помощью АНС расхождение СШВ.

Таким образом, увеличение количества измерений, по которым будет осуществляться предсказание, т.е. прогнозирование при $q > 4$ не

позволяет повысить точность предсказания расхождения СШВ, а, следовательно, четыре измерения составляют минимальный набор, по которым предсказание осуществляется с удовлетворительной абсолютной погрешностью прогнозирования расхождения СШВ Δ_q .

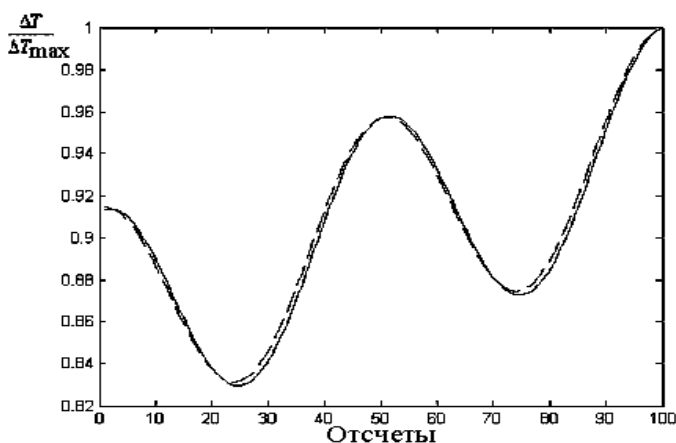


Рис. 2. Предсказание расхождения СШВ при помощи АНС

На рис. 3 приведен график поведения абсолютной погрешности прогнозирования расхождения СШВ Δ_q при $q = 4$.

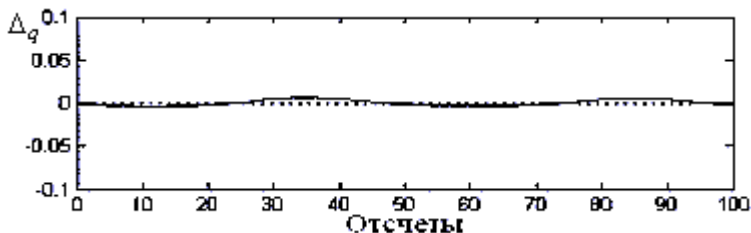


Рис. 3. График поведения абсолютной погрешности предсказания расхождения СШВ при помощи АНС при $q = 4$

Как видно из рисунка, модуль абсолютной погрешности прогнозирования расхождения СШВ при помощи АНС существенно ниже коэффициентов влияния α и λ , т.е. флуктуационных процессов в УМЧВ. Следовательно, изменение расхождения СШВ, обусловленное влиянием внешних и внутренних факторов, будет правильно предсказано АНС по четырем измерениям.

Выводы. Результаты прогнозирования позволяют предложить применение нейросетевых алгоритмов обработки измерительной информации в режиме реального времени в контуре управления УМЧВ, участвующих в формировании ЭСЧВ. При этом прогноз расхождения СШВ, осуществляемый АНС с удовлетворительной точностью, возможен по четырем измерениям. Это позволяет опытным путем установить минимально необходимый интервал измерения расхождения СШВ при формировании контура управления УМЧВ.

Основным направлением дальнейших исследований является изучение возможностей нейронных сетей при прогнозе расхождения СШВ в условиях воздействия помех и наличия шумов измерений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Романько В.М., Смець Н.Г., Сагайдак Г.І. Методика управління сигналами часу, що передаються з Києва по радіо // Труды IV Міжнародної НТК "Метрологія та вимірювальна техніка". – X., 12–14 жовтня 2004 р. – С. 229-231.
2. Система синхронізації та єдиного часу наземного автоматичного комплексу управління КА України / Б.І. Макаренко, В.Ф. Кулишенко і др. // Космічна наука та технологія. – 2001. – Т. 7, № 4. – С. 107-113.
3. Система синхронізації еталонів на основі прийомної апаратури ТВ – сигналів нового покоління / Ю.А. Федоров, Ю.Д. Иванова, Д.В. Лузгин, Ю.Ф. Смирнов, С.Б. Пушкин // Исследования по метрологии времени и пространства: Труды ВНИИФТРИ. – 2005. – Вып. 50 (142) – 247 с.
4. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003. – 94 с.
5. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на ПК. – Н-ск: Наука, 1996. – 276 с.
6. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – С.-Пб.: Наука и Техника, 2003. – 384 с.
7. Лобойко Б.И. Оценка точности формирования шкал времени // Измерительная техника. – 1992. – № 9. – С. 27-28.
8. Соловьев Ю.А. Системы спутниковой навигации. – М.: Эко-Трендз, 2000. – 267 с.
9. МИ 2188–92. ГСИ. Меры частоты и времени, методика поверки. – М.: Издательство стандартов, 1990. – 43 с.
10. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления: Учебное пособие для вузов / В.А.Терехов, Д.В.Ефимов, И.Ю. Тюкин – М.: Высшая школа, 2002. – 183 с.
11. Demuth H., Beale M. Neural Network Toolbox User's Guide. – Natick: Math-Works, 1997. – 700 p.

Поступила 20.01.2006

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