

## ПОДХОД К ОПЕРАТИВНОМУ ПРОГНОЗИРОВАНИЮ НЕУСТОЙЧИВОГО ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СПЕЦИАЛЬНОГО НАЗНАЧЕНИЯ

Е. А. Решетняк, С. В. Сова, И. Г. Нафиев (Воронеж)

Особенностью функционирования в современных условиях сложных организационно-технических систем, к которым относятся АСУ СН, является выполнение требований к их конфликтной устойчивости. Программно-технический комплекс (ПТК), как основа и важнейший элемент АСУ СН, также должен обладать свойствами конфликтной устойчивости и выполнять функции по выявлению признаков возможной (предстоящей) неустойчивости и ее профилактике. Последствиями неустойчивого функционирования ПТК могут быть снижение быстродействия и полноты обработки информации, ее потеря или искажение и др. Под неустойчивым функционированием ПТК АСУ СН понимается процесс, при котором характеристики и показатели качества отдельных элементов ПТК (средства информационного, программного, технического обеспечения) под влиянием внешних факторов (возможности перехвата управления) изменяют свои значения выше пределов, ограниченных эксплуатационными нормами [1].

Устойчивое функционирование ПТК достигается:

- а) прогнозированием складывающихся вариантов неустойчивого функционирования ПТК;
- б) принятием мер по устранению предпосылок к возникновению неустойчивого функционирования ПТК.

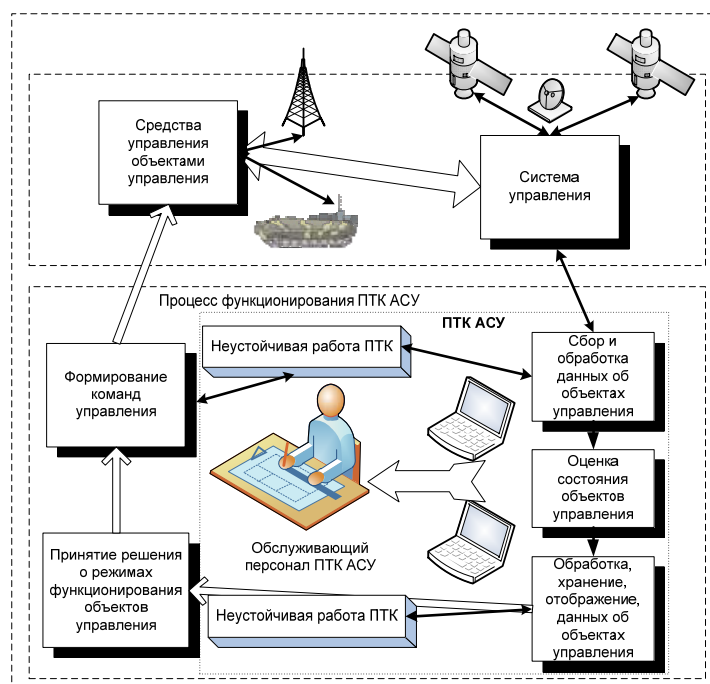
В данной работе рассматривается подход к оперативному прогнозированию функционирования ПТК в реальном масштабе времени на основе нейронных сетей с радиально-базисными функциями путем прогноза временного ряда (хаотического) параметров автоматизированной системы и самоорганизующихся карт Кохонена (кластеризации данных параметров).

В настоящее время издано множество работ, посвященных анализу хаотических временных рядов [2–6]. В работе [2] рассмотрены существующие методы анализа хаотических процессов и показано преимущество нейросетевых методов для прогнозирования хаотических процессов в АСУ СН.

Суть предлагаемого в данной работе подхода состоит в моделировании с помощью нейросети хаотического процесса, возникающего во время функционирования ПТК АСУ СН и выявление на основе прогноза временного ряда приближения работы ПТК к точкам бифуркации, т. е. к неустойчивым режимам работы системы (рис. 1).

В качестве модели ПТК АСУ СН использовалась имитационная модель (формализация ПТК как системы массового обслуживания), представляющая собой  $N$  ПЭВМ (композиция элементарных приборов обслуживания, взаимосвязанных между собой), передающих друг другу информационные сообщения. Данная модель реализовывалась в интегрированной среде моделирования Matlab+Simulink + Control System Toolbox + Neural Network Toolbox.

При неустойчивом функционировании ПТК АСУ СН время обработки сообщения увеличивается [6–8]. Вместе с этим увеличивается и время реакции на передачу, прием и обработку поступающей информации. Дисперсия времени обработки сообщений представляет собой параметры, по которым определяется переход рассматриваемой системы в режим информационного конфликта [1, 7, 8].



**Рис. 1. Схема обобщенного цикла управления АСУ СН и этапы неустойчивой работы ПТК в процессе функционирования АСУ**

Для прогнозирования временного ряда дисперсий применялась нейронная сеть с радиально-базисными функциями вида

$$G(\vec{x}, \vec{t}) = \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{t})^T \hat{B}(\vec{x} - \vec{t})\right), \quad (1)$$

где  $\vec{x}$  – входной вектор,  $T$  – период времени,  $\vec{t}$  – вектор, определяющий координаты центра функции,  $\hat{B}$  – квадратная матрица, имеющая размерность входных векторов и определяющая ширину функции [2, 3].

Прогнозирование временного ряда осуществлялось по методу скользящего окна [3]. Цель предсказания временного ряда по данной методике может быть описана следующим образом: для данной последовательности  $x(1), x(2), \dots, x(\ell)$  необходимо найти ее продолжение  $x(i+1), x(\ell+2), \dots$ . Затем формируется нелинейная модель для прогноза вида

$$x(t) = F(x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k)) \quad (2)$$

где  $t = k + \overline{1, n}$ ,  $F$  – нелинейная функция, построенная с помощью нейронной сети,  $k$  – размер скользящего окна, который равен числу входных нейронов сети [2]. Обучающая выборка будет иметь следующий вид:

$$Y = x(t + i\tau); \quad (3)$$

$$X = [x(t + (i-1)\tau), x(t + (i-2)\tau), \dots, x(t + (i-k)\tau)], \quad (4)$$

где  $i = \overline{1, n}$  – размерность пространства вложения;  $\tau$  – временная задержка;  $Y$  – выходное значение нейронной сети;  $X$  – входное значение нейронной сети для соответствующего момента времени.

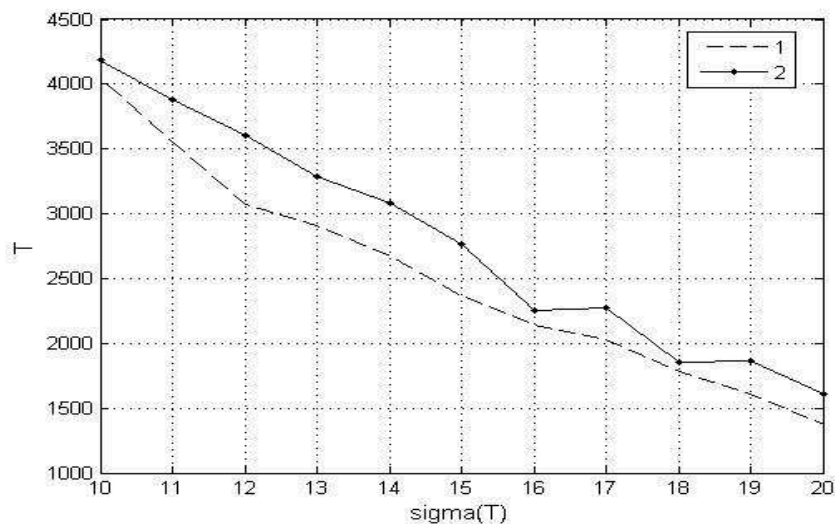
Исходя из того, что в данной модели параметром, по которому определяется начало неустойчивого функционирования ПТК АСУ СН, является увеличение времени обработки передаваемых информационных пакетов (временная задержка) [2–5]. То есть, необходимо спрогнозировать увеличение дисперсии временных промежутков обработки передаваемых сообщений. Таким образом, если усредненные спрогнозированные дисперсии превышают некий порог, то это является сигналом, что работа ПТК приближается к точке бифуркации (неустойчивому режиму). Используемые в модели методы выбора временной задержки и размерности пространства вложения подробно изложены в литературе [2–6].

Используемая в рассматриваемой модели нейронная сеть имела следующие параметры: число слоев – два, первый слой состоит из нейронов с радиально-базисными функциями, второй представляет собой линейный нейрон с одним выходом. Число центров 20 выбрано эмпирически методом.

Обучение сети проводилось по следующему алгоритму.

Выходной слой настраивается при помощи метода градиентного спуска [4–6], положение центров первого слоя определяется с помощью соревнующегося обучения алгоритмом, применяемым для обучения самоорганизующихся карт Кохонена. Ширина радиальных базисных функций настраивается также по методу градиентного спуска. Чтобы обучить сеть, использовались результаты экспериментов имитационной модели ПТК АСУ СН, проведенных с множеством вариантов воздействий, влияющих на устойчивость его функционирования.

Открытая архитектура MATLAB, с большим набором средств сбора и обобщения статистической информации и ее визуализации, позволяет разделить ход обучения нейронной сети на этапы интерпретации и оптимизации. Это значительно повышает качество обучения нейронной сети и верификацию результатов моделирования. Обобщенные результаты моделирования оперативного прогнозирования показаны на рис. 2.



**Рис. 2. Зависимость времени до правильного прогноза от средней дисперсии времени обработки пакетов:**

- 1 – прогноз нейронной сетью на основе радиально-базисных функций;
- 2 – прогноз с помощью самоорганизующихся карт Кохонена

Кривая 2 соответствует прогнозу подхода к точке бифуркации с помощью разбиения дисперсии на кластеры. При подходе к точке бифуркации анализируемые признаки относятся самоорганизующейся картой признаков (self organize future map SOM) другому кластеру, нежели чем при нормальном режиме работы. И это служит сигналом

начала приближения функционирования ПТК АСУ к точке бифуркации. Кривая 1 соответствует прогнозу с помощью сети на основе радиально-базисных функций.

Предложенный подход моделирования позволяет заранее выявлять неустойчивый режим работы ПТК в процессе функционирования АСУ СН. По сравнению с известными методами [3, 4], предлагаемый подход позволяет увеличить промежуток времени до перехода ПТК АСУ СН в неустойчивый режим работы. Соответственно увеличивается время для принятия мер по предотвращению неустойчивых режимов работы АСУ в целом.

### Литература

1. **Владимиров В. И., Владимиров И. В.** Основы оценки конфликто-устойчивых состояний организационно-технических систем (в информационных конфликтах). Воронеж: ВАИУ, 2008.
2. **Головко В.** Нейросетевые методы обработки хаотических процессов // Материалы НТК «Нейроинформатика-2005». Москва: МИФИ, 2005.
3. **Казанович Я. Б., Шматченко В. В.** Осцилляторные нейросетевые модели сегментации изображений и зрительного внимания. М.: МИФИ, 2004.
4. **Медведев В. С., Потемкин В. Г.** Нейронные сети. MATLAB 6. М.: Диалог-МИФИ, 2002.
5. **Haykin S.** Neural Networks. Delhi: Pearson Education, 2005.
6. **Кругов В. В.** Методы прогнозирования многомерных временных рядов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2005. № 2.
7. **Дружинин В. В., Конторов Д. С., Конторов М. Д.** Введение в теорию конфликта. М., 1989.
8. **Ловцов А. Д.** Информационная безопасность АСУ войсками и оружием: теоретические аспекты // Военная мысль. 1996. № 6.