

Т. В. Киприч, В. И. Дубровин

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДИКИ САМООГРАНАЗУЮЩИХСЯ КАРТ КОХОНENA ДЛЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЙ ПРОЦЕССОВ И СИСТЕМ

Для анализа состояний процессов и систем рассматриваются возможности программных средств, реализующих методику самоорганизующихся карт Кохонена. Разработанное программное обеспечение «Control & Diagnostics System» ориентировано на диагностирование внештатных и ошибочных ситуаций, возникающих в ходе работы оборудования. На его основе проведено исследование процесса газодинамической неустойчивости турбокомпрессора по данным стендовых испытаний газотурбинного двигателя.

ВВЕДЕНИЕ

Трудности, возникающие в процессе анализа, моделирования и контроля нелинейных систем, состоят в нахождении характерных состояний или кластеров состояний, которые определяют поведение системы и отображают имеющиеся измерения. Кроме того, при моделировании поведение системы должно быть описано таким образом, чтобы предсказать ее поведение в будущем [1].

Принципы обучения искусственных нейронных сетей (ИНС) позволяют анализировать те состояния систем и процессов, которые затруднительно определить или интерпретировать стандартными средствами математической статистики. Среди ИНС самоорганизующиеся карты Кохонена (СОК) являются средством не-

линейного проецирования, позволяющим отображать характерные состояния и кластера, строить модели, управляемые данными, а также диагностировать недопустимые отклонения в работе машинного оборудования [2].

Существующие программные средства для обработки, кластеризации и визуального представления данных с помощью СОК можно разделить на свободно распространяемое программное обеспечение (ПО); программы собственного производства и коммерческие программные пакеты [3].

В данной работе рассматриваются свободно распространяемые программы, реализующие методику СОК и предназначенные для научно-исследовательских работ.

Среди свободно распространяемого ПО, предназначенного для обработки СОК (табл. 1), широко используются следующие программные пакеты (ПП):

- 1) SOM_PAK – профессиональный пакет для обширных исследований [4];
- 2) NeNet – прост в применении, однако охватывает небольшой объем задач;
- 3) SOM Toolbox – обладает гибкостью и простотой в применении, при этом вычислительные сложности данного пакета невелики [3].

Таблица 1 – Основные особенности свободно распространяемых программных пакетов [3]

Особенности СОК	Свободно распространяемое ПО		
	SOM_PAK	SOM Toolbox	NeNet
Визуализация	U-матрица, плоскости компонент, траектории	U-матрица, плоскости компонент, траектории, гистограммы соответствия	
Качество мониторинга	Ошибка квантования, фиксированные веса Саммона		
Интерфейс пользователя	Командная строка, программирование на C, текстовые файлы	Matlab и GUI	GUI, C++, файлы.txt
Алгоритм	SEQ SOM	SEQ, Batch SOM	SEQ SOM
Топология	Прямоугольная или гексагональная		
Нанесение меток	Автоматическое или ручное		
Размер карты	Неограничен		

Данные ПП охватывают широкий спектр функций работы с СОК, позволяющих упростить выполнение основных операций при создании СОК. Однако при этом ПП не адаптированы для определенных исследовательских задач.

Таким образом, целью работы является описание ПО «Control & Diagnostics System», разработанного непосредственно для диагностирования состояний процессов и систем на основании имеющихся измерений. Продемонстрировать эффективность данного ПО на примере обнаружения помпажных явлений для газотурбинного двигателя (ГТД).

1 ПОДГОТОВКА ДАННЫХ И ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ

Разработанное ПО «Control & Diagnostics System» предназначено диагностики состояний процессов и систем на основе СОК. В режиме обучения СОК данный комплекс реализует следующие функции:

- 1) подготовка данных: ввод примеров для обучения (рис. 1–2), задание параметров исследования (рис. 3), нормировка данных.

В процессе обучения карта настраивается таким образом, чтобы распознать только те состояния процесса, которые представлены имеющимися измерениями [1].

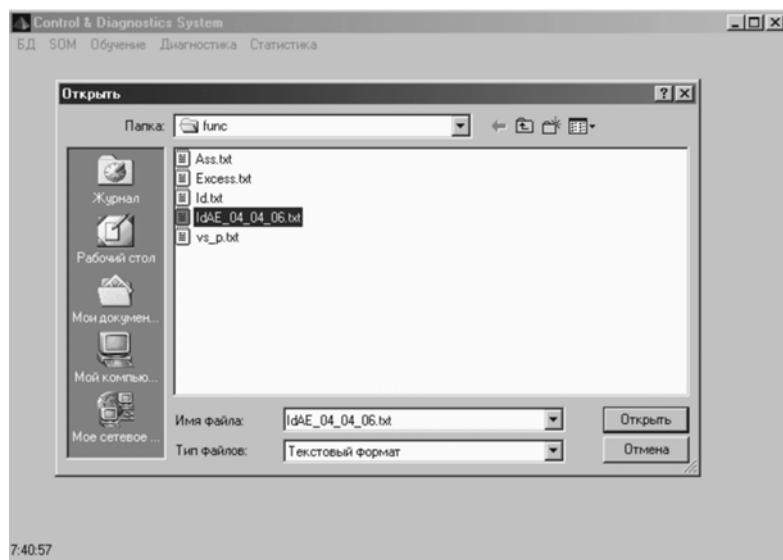


Рисунок 1 – Выбор примеров для обучения

	Std_wc_Nnc	Std_wc_Nvc	Std_wc_Pvx	Id_wc_Pkvd	surge/stall
1	5.954800000	4.745700000	2.957600000	2.961800000	0
2	5.669800000	5.092800000	2.957600000	3.028800000	0
3	5.558000000	5.082700000	1.077000000	4.640400000	0
4	5.735100000	5.129500000	1.284100000	3.230300000	0
5	5.962000000	5.188200000	1.148600000	3.587600000	0
6	5.897500000	5.059000000	1.582300000	3.209900000	0
7	5.547600000	5.086700000	2.089300000	1.610300000	0
8	4.793200000	7.117900000	1.127100000	2.983600000	0
9	5.024600000	6.960700000	1.452400000	3.414500000	0
10	5.266400000	6.936600000	1.141600000	2.738100000	0

Рисунок 2 – Содержимое файла с примерами для обучения СОК

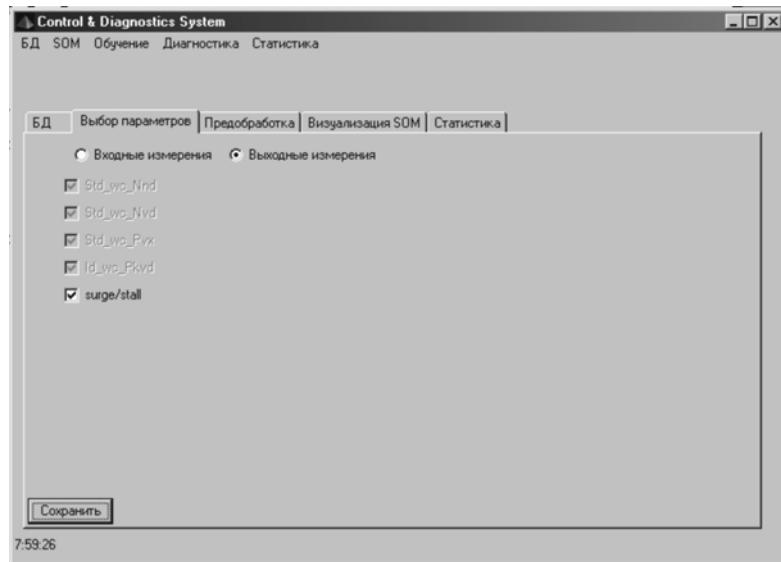


Рисунок 3 – Вибір исходних параметрів для обучення СОК

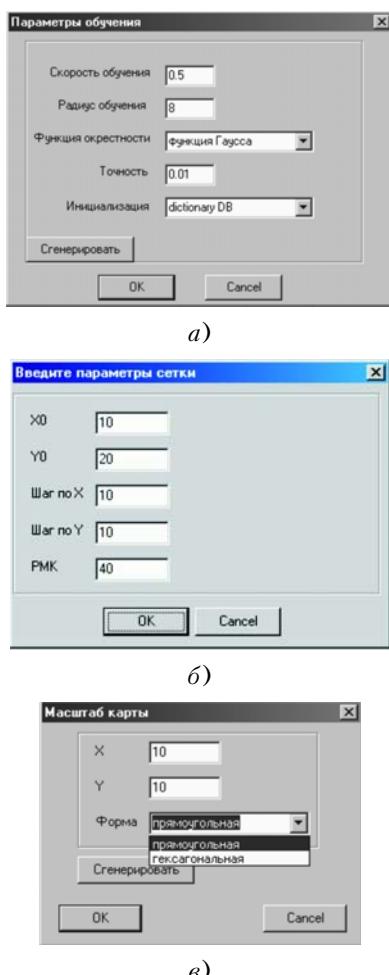


Рисунок 4 – Подготовка СОК: створення і настройка графіческих параметрів:

a – настройка параметрів обучення СОК; б – настройка графіческих розмірів СОК; в – вибір конфігурації СОК

Исходными параметрами были выбраны данные, используемые в работе [5] при диагностировании помпажа и вращающегося срыва газотурбинного двигателя (ГТД) (рис. 1):

– среднеквадратические отклонения (σ) для вейвлет-коэффициентов (ВК) (уровень разложения 10, 'db2') следующих сигналов: частоты вращения ротора низкого давления; частоты вращения ротора высокого давления; давление воздуха на входе в компрессор;

– S-дискриминант для ВК (уровень разложения 7) сигнала давления воздуха за компрессором;

– на выходе модели снимается информация о газодинамическом состоянии двигателя: 0 – нормальный режим работы; 1 – вращающийся срыв, 2 – помпаж.

2) подготовка СОК: выбор конфигурации СОК, настройка параметров обучения, настройка разрешения цветовых карт параметров исследуемого процесса (рис. 4);

На рис. 4, б: X0, Y0 – координаты левого верхнего угла; РМК – расстояние между картами на форме вывода.

3) обучение СОК: получение цветовых карт распределения параметров процесса, а также выдача статистики: ошибок обобщения MSE и топографического упорядочивания нейронов ТРЕ (рис. 5).

В результате обучения были получены цветовые карты исследуемых параметров процесса газодинамической неустойчивости (ГДН) и карта состояния, содержащая две «запрещенные зоны»: помпажа (2) и вращающегося срыва (1) (рис. 6).

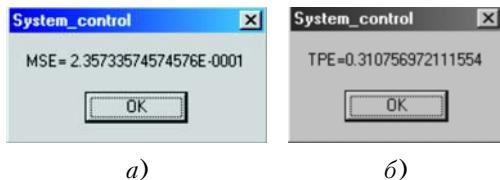


Рисунок 5 – Погрешности обучения СОК:

a – ошибка обобщения, MSE; *б* – погрешность топографического упорядочивания нейронов, TPE

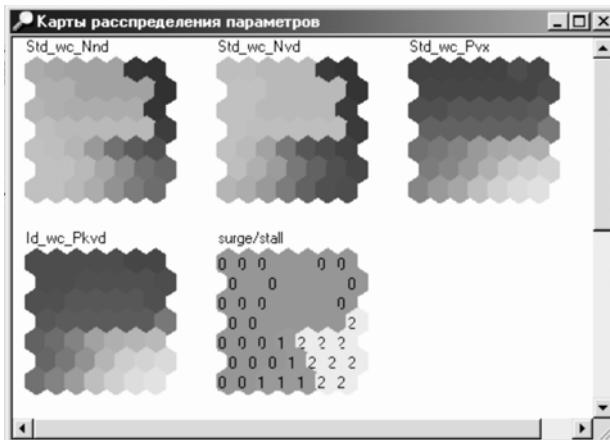


Рисунок 6 – Карты распределения параметров процесса ГДН

2 РЕЖИМ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ

При диагностировании ошибочных состояний системы карта может быть использована в двух случаях: (1)

чтобы определить и (2) идентифицировать ошибку. ПО «Control & Diagnostics System» предоставляет возможность выбора соответствующего метода диагностирования (рис. 7): метод слежения за изменением параметра MSE и за траекторией перемещения рабочей точки по картам параметров процесса.

На рис. 8 приведен пример слежения за траекторией рабочей точки процесса по картам, соответствующим изменению параметра σ для ВК сигнала P_{bx} (Std_wc_Pvx) и состояния процесса ГДН (surge/stall). При попадании рабочей точки в область вращающегося срыва можно говорить о начале помпажных явлений ГТД.

В случае, когда обучающая выборка не включает измерения, описывающие ошибочные ситуации, пространство состояний на карте соответствует нормальному функционированию системы. В дальнейшем произошедший сбой может быть определен, исходя из мониторинга погрешности аппроксимации СОК [2]. Большое значение данного параметра, превышающее определенный порог, укажет, что процесс вышел из нормального состояния.

На рис. 9 представлена кривая изменения погрешности аппроксимации MSE для данных по стендовым испытаниям ГТД. Карта обучалась только на тех примерах, для которых было характерно отсутствие состояния помпажа. Из рис. 9 следует, что увеличение исследуемой величины происходит на 205-м измерении и постепенно возрастает. Сопоставление данных результатов с реальными значениями показывает, что с 210-го образца в выборке присутствовал сигнал об обнаружении помпажа.

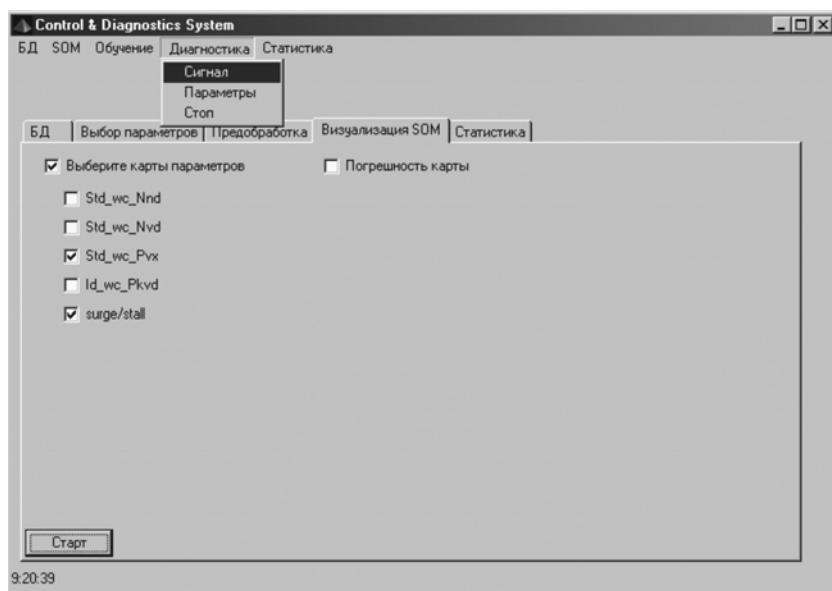


Рисунок 7 – Выбор метода диагностирования процесса на основе СОК

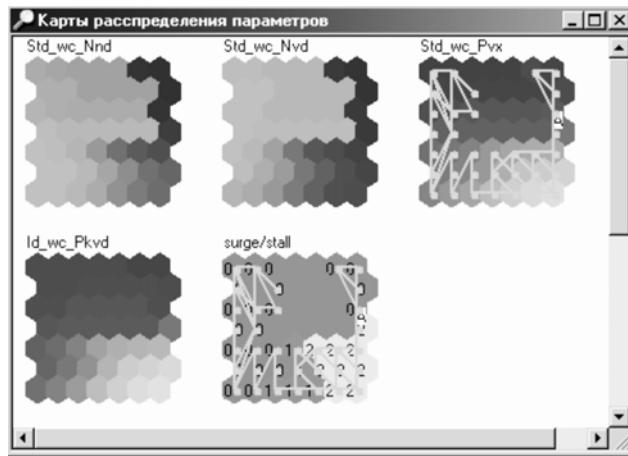


Рисунок 8 – Дiагностированie помпажных явлений на основании слежения за траекторией рабочей точки процесса

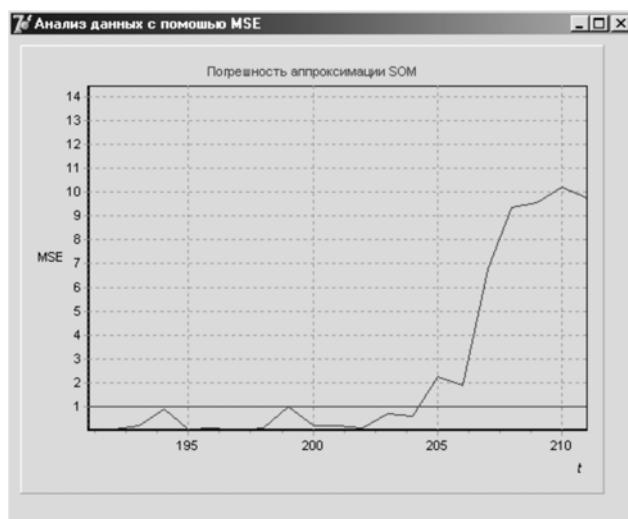


Рисунок 9 – Дiагностика состояний процесса с помощью MSE

ВЫВОДЫ

Для диагностирования состояний процессов и систем представлена разработка ПО «Control & Diagnostics System», использующая методику самоорганизующихся карт Кохонена. Возможности данного программного продукта в режиме обучения СОК позволяют выбирать топологию карты, вводить графические настройки размера изображения, адекватно оценивать результаты обучения по погрешностям топографического упорядочивания нейронов ТРЕ и аппроксимации MSE. С помощью построения набора цветовых карт параметров исследуемого процесса значения нескольких показателей системы и их взаимодействие могут быть просмотрены одновременно. В режиме диагностирования ПО «Control & Diagnostics System», позволяет следить в режиме реального времени за траек-

торией перемещения рабочей точки по выбранным картам параметров процесса и определять возникновение внештатной ситуации с помощью среднеквадратической погрешности аппроксимации СОК. Разработанное ПО было использовано при исследовании процесса ГДН турбокомпрессора по данным стендовых испытаний ГТД.

ПЕРЕЧЕНЬ ССЫЛОК

1. Esa Alhoniemi, Jaako Hollmen, Oli Simula. Process Monitoring and Modeling using the Self-Organizing Map // Integrated Computer Aided Engineering. – 1999. – V 6, № 1. – P. 3–14.
2. O. Simula, Esa Alhoniemi, Jaako Hollmen. Monitoring and modeling of complex process using hierarchical self-organizing maps // Proceedings of the IEEE International on Circuits and Systems (ISCAS'96), volume Supplement. – 1996. – P. 73–76.

3. Гвидо Дебок, Тейво Кохонен. Аналіз фінансових даних з помічю самоорганізовуючихся карт. Пер. с англ.. – М.: Іздательський дім «Альпіна», 2001. – 316 с.
4. Teivo Kohonen, Jussi Hynninen, Jari Kangas, Jorma Laaksonen. SOM_PAK the Self-organizing map program package. Version 3.1 – Finland: Helsinki University of Technology, 1997. – 27 р.
5. Киприч Т. В., Дубровин В. И. Методика контроля поміжних явлений ГТД на основе вейвлет-аналіза и дискримінантних признаков // Вестник двигателестроения. – 2008. – № 1. – С. 168–169.

Надійшла 25.04.2008

Для аналізу станів процесів та систем розглядаються можливості програмних засобів, що реалізують методику власнеорганізованих карт Кохонена. Розроблене програмне забезпечення «Control & Diagnostics System» зорієнто-

вано на діагностування позаштатних та помилкових ситуацій, що виникають у ході роботи обладнання. На його основі проведено дослідження газодинамічної нестійкості турбокомпресору по даним стендових випробувань газотурбінного двигуна.

Possibilities of the software tools to analyze states of the processes and systems, implemented the methodic of self-organizing Kohonen's maps, are considered. Developed «Control & Diagnostics System» software is directed to diagnostics of contingencies and error events, that occur in the equipment work process. On the base of it the research of the turbo compressor gas-dynamic instability under data of the gas-turbine block test was carried out.

УДК 519.876.5

Б. Б. Нестеренко, М. А. Новотарський

МОДЕЛЮВАННЯ ДИСКРЕТНИХ КЛІТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В роботі дано обґрунтування перспективності застосування дискретних кліткових нейронних мереж для розв'язування крайових задач математичної фізики локально-асинхронними методами. Коротко описано основні елементи APRO-мереж та запропонована дискретна кліткова мережа, яка представлена у вигляді дворівневої APRO-мережі. Розглянуто базові принципи функціонування даної мережі, що визначають характер еволюції послідовних кроків. Описана методика формування реального робочого навантаження та основні підходи до навчання.

ВСТУП

Протягом останнього часу чітко окреслились області ефективного застосування штучних нейронних мереж. Значних успіхів досягнуто, зокрема, при реалізації алгоритмів апроксимації функцій та регресійного аналізу, включаючи передбачення часових послідовностей. Широкого застосування штучні нейронні мережі набули при вирішенні класифікаційних задач, а саме: при розпізнаванні образів та визначенні новизни сигналів. Разом з тим, велика кількість публікацій, присвячених проблемі реалізації обчислювальних алгоритмів на штучних нейронних мережах, дає впевненість у тому, що цей напрямок також має великі перспективи. Обчислювальні алгоритми можуть бути реалізовані на традиційних нейронних структурах. Наприклад, в [1, 2] для розв'язування крайових задач математичної фізики використовуються штучні нейронні мережі прямого поширення. Альтернативний підхід полягає у застосуванні кліткових нейронних мереж [3, 4] і є більш органічним при розв'язуванні

крайових задач, оскільки структура області обчислення корелюється зі структурою кліткової мережі. Але обидва підходи мають загальний недолік, пов'язаний з можливістю застосування лише прямих обчислювальних методів. Крім того, алгоритми навчання таких мереж характеризуються значною трудомісткістю і не завжди гарантують успішність виконання процедури навчання.

В даній роботі запропоновано використання дискретних кліткових мереж, які реалізують алгоритми чисельних методів розв'язування крайових задач математичної фізики, що значно розширює коло проблем, які можуть бути вирішені за допомогою нейронних мереж. Також запропоновано підходи до навчання, які базуються не тільки на зміні вагових коефіцієнтів нейронів, а й на властивості пластичності, що виражена у модифікації структурних зв'язків між нейронами.

1 СТРУКТУРА МОДЕЛІ ДИСКРЕТНОЇ КЛІТКОВОЇ МЕРЕЖІ

Будемо розглядати дискретну кліткову мережу у вигляді імітаційної моделі складної дискретної системи, що дає можливість реалізувати її на сучасних обчислювальних системах. Застосувавши APRO-мережі [5] як інструмент формального опису, представимо дискретну кліткову мережу kortежем:

$$\Phi = (P, T, F, M, V), \quad (1)$$

де $P = \{p_i\}_{i=1}^n$ – скінчена множина позицій,