УДК 621.355.9

Е. В. Гузаев
ОДК «Газовые турбины»

Ю. А. Кораблев, М. Ю. Шестопалов, Д. Х. Имаев
Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Нейросетевое диагностирование системы управления турбоагрегатом

Рассматриваются вопросы диагностирования систем управления с помощью обучаемых нейронных сетей. В рамках принятого определения концептуальной модели системы отказоустойчивого управления предложена последовательность обработки данных по формированию диагностических признаков, выявлению симптомов неисправностей и постановке диагноза техническому состоянию систем управления. Тестовые исследования процедур диагностирования иллюстрируют способность обучаемых нейроклассификаторов распознавать симптомы параметрических и топологических неисправностей систем по диагностическим признакам различных категорий: выборок измерений, коэффициентов динамических моделей в форме разностных уравнений и модулей собственных значений. Компьютерная имитация процедур диагностирования с целью оценки запаса устойчивости системы управления турбоагрегатом показывает возможность решения задач нейросетевого диагностирования, а следовательно, обеспечения активной отказоустойчивости системы.

Система управления, модель, неисправность, симптом, диагностирование, отказоустойчивость, нейронная сеть, обучение, турбина

Современным системам управления (СУ) техническими объектами свойственны признаки «сложности» − наличие собственных целей подсистем и общей цели функционирования, большое количество элементов, непредсказуемость поведения из-за большого числа взаимосвязей между составляющими и неконтролируемых воздействий среды, неполная определенность моделей из-за недостаточного знания природы процессов. С повышением сложности систем растет вероятность неисправностей их компонентов и подсистем. Общепринятые методы проектирования не гарантируют создание систем, удовлетворительно функционирующих при неисправностях компонентов. Необходимо развивать принципиально новые подходы к проектированию СУ небезопасными и дорогостоящими технологиями.

Развитие идей адаптации и самоорганизации привели к появлению СУ, в которых комбинирование средств диагностирования с супервизорным управлением позволяет восстанавливать систему подстройкой параметров, реструктуризацией алгоритмов или реконфигурированием связей. Свойство СУ восстанавливать работоспособность в случае неисправностей называется *отказоустойчивостью* [1] (*англ.* Fault-Tolerant Control System − FTCS) [2]−[5]. Весьма перспективно направление *гомеостатического* управления в технических системах, основанное на использовании автоматов ограничений, предотвращающих перерастание нарушений в аварийные и катастрофические ситуации [6].

Концептуальная модель (рис. 1) системы отказоустойчивого управления (СОУ) определяется как отношение $\mathcal{M}$ на множестве понятий $\mathcal{D}$ = = {*СУ*, *Источник неисправностей*, *Подсистема диагностики СД*, *Супервизор*, *Механизм реконфигурирования МР*}. Элементам несимметричного бинарного отношения $\mathcal{M}$ = {(*СД, СУ* S_1), (*Супервизор, СД*), (*МР*, *Супервизор*), (*СУ* S_1, *F*), (*СУ* S_1,

MP)} отвечают носители информации: y − состояние СУ как динамической системы; F − неисправности; D − диагноз; U − воздействия, восстанавливающие СУ [5].

Подсистемы диагностирования СД являются важнейшими элементом активных СОУ, которая должна обнаружить и, при возможности, локализовать и идентифицировать неисправности СУ в режиме *on line*. При условии диагностируемости СУ [5] обработка данных измерений переменных y_q; $q = 1, \ldots, Q$, позволяет выявить симптомы неисправностей c_i; $i = 1, \ldots, I$, по диагностическим признакам d_j; $j = 1, \ldots, J$. Выявление симптома означает обнаружение неисправности, причем только в частном случае симптом означает и диагноз. В общем случае неисправность влияет на несколько выходов СУ, а неисправности различных компонентов изменяют характеристики одной и той же измеряемой переменной. Проблема усугубляется тем, что обратные отображения «Симптом–Неисправность» A^{-1}: $c_i \to F$ также неоднозначны.

Постановка диагноза D по «перекрывающимся» симптомам $\{c_i;\ i = 1, I_d \subseteq I\}$ представляет плохо формализуемую задачу, а следовательно, ее решение не может быть поручено автоматам. В то же время известно, что эксперт способен достаточно надежно локализовать и идентифицировать неисправности. Сказанное приводит к необходимости развития методов диагностирования СУ на основе интеллектуальных технологий [5], [7], [8].

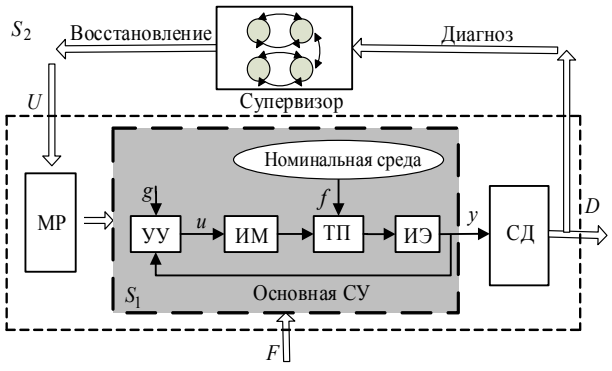

Рис. 1

В статье рассматривается задача диагностирования неисправностей и ее решение с помощью обучаемых нейроклассификаторов на примере СУ турбоагрегатом.

Диагностирование свойств собственно СУ с помощью обучаемого нейроклассификатора. В известных работах (см., например, [7]–[9]) не различаются неисправности, влияющие на качество собственных движений и на характеристики передач, т. е. на принципиально различные свойства устойчивости и инвариантности систем управления. Условия устойчивости обладают приоритетом по сравнению с требованиями ослабления возмущений. Последствия неисправностей, приводящих к потере устойчивости СУ, должны диагностироваться и устраняться в первую очередь.

Диагностирование собственно СУ, т. е. оценка запасов устойчивости, реализуется на основе *Data-based*-подхода [3], когда измеряются только переменные выхода СУ. Задача заключается в постановке диагноза по динамической модели типа *AR* в форме однородных разностных уравнений выбранного порядка

$$A(q)\, y[k] = e[k], \qquad (1)$$

где $y[k] \equiv y\,(t = kT_s)$ – числовая последовательность (данные измерений); T_s – период дискретизации времени; $e[k]$ – шум (ошибка идентификации); $k = 1, 2, \ldots, K$ – номер отсчета; K – длина выборки; $A\,(q) = q^n + a_{n-1}\, q^{n-1} + \ldots + a_2\, q^2 + a_1\, q + a_0$ – операторный полином n-й степени (характеристический полином разностного уравнения); q – оператор сдвига.

Подсистема диагностирования собственной динамики СУ использует диагностические признаки (ДП), различающиеся глубиной обработки данных. Во многих практических случаях выявление симптомов и постановка диагноза реализуются непосредственно по значениям числовой последовательности $y[k]$, которые представляют ДП *нулевой* категории $d^0[k]$. За ДП *первой* категории $d^1[K]$ примем отрезки числовых последовательностей (выборки) $\{y[k];\ k = 1, \ldots, K\}$. ДП *второй* категории $d^2[K]$ − результаты статистической обработки: средние и дисперсии с выборки, данные спектрального или корреляционного анализа, оценки коэффициентов $\{a_0, a_1, a_2, \ldots, a_{n-1}\}$ уравнения (1). При дальнейшей обработке данных получаются ДП *третьей* категории $d^3[K]$, например к ним относятся собственные значения (СЗ) системы, т. е. корни z_i; $i = 1, \ldots, n$, полинома $A(q)$ или модули СЗ. Условием устойчивости является $\forall i = 1, \ldots, n$: $\operatorname{mod} z_i < 1$, т. е. все корни характеристических полиномов дискретных систем должны принадлежать единичному кругу с центром в начале координат комплексной плоскости. Формирование ДП разных категорий иллюстрирует рис. 2.

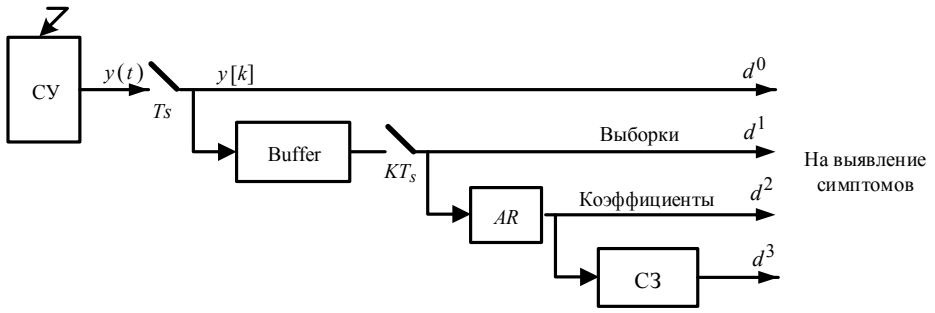

Рис. 2

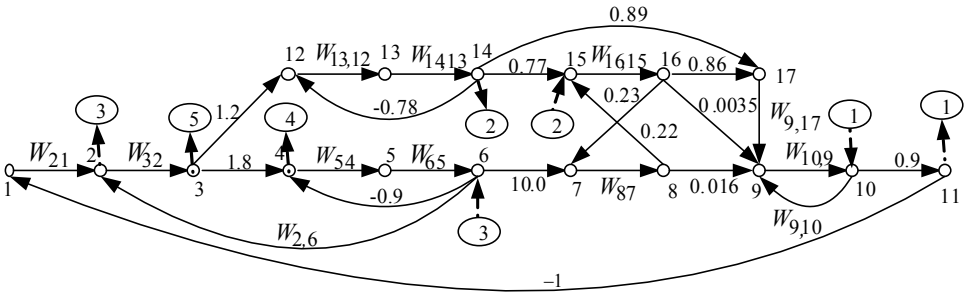

Рис. 3

Нейроклассификатор реализует отображение множества ДП $\{d_j\}$ на множество симптомов $\{c_i\}$. Процедура обучения складывается из следующих операций: 1 – выбор переменных системы y_q, информативных для выявления симптома; 2 – выбор категории ДП и алгоритма его оценки; 3 – цикл компьютерных экспериментов с «хорошими» и «плохими» системами и формирование входных и выходных обучающих последовательностей нейронной сети; 4 – выбор типа и архитектуры сети; 5 – обучение сети; 6 – анализ сети.

Пример диагностирования СУ турбоагрегата. На рис. 3 представлена линейная стационарная модель СУ частотой вращения судового турбоагрегата [10] в форме сигнального графа.

Диагностирование параметрических неисправностей. Пусть вариации дуги W_{32} в виде отклонения коэффициента усиления дуги (3, 2) от номинального значения $k_{32} = 1$ представляют «мягкую» параметрическую неисправность. На интервале (–2.5, 6.5) значений коэффициента k_{32} система устойчива. Так как не все устойчивые системы можно считать исправными, выберем несколько представителей со значениями параметра {–1.0; 0.0; 1.0; 2.0; 2.5, 3.0, 4.0}. Анализ показывает, что у систем с коэффициентами (2.5, 3.0, 4.0) велико перерегулирование, а системы с параметрами (–1.0, 0.0, 0.5) имеют неприемлемые установившиеся ошибки, в силу чего их следует отнести к неисправным. Выберем 6 «исправных» систем с параметрами k_{32} = {0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1, 1.2} и 6 неисправных – со значениями k_{32} = {–2.0, –1.0, 0.0, 2.0, 3.0, 5.0}.

Процедура диагностирования имитируется в среде MATLAB/Similink. В условиях нормального функционирования СУ находится под влиянием штатных воздействий среды, для имитации которых к вершине 10 графа подается случайный сигнал. Выделены вершины измерения (11, 14, 2, 4, 3). Анализ частотных характеристик показывает, что переменная системы y_2 наиболее информативна для выявления параметрической неисправности дуги (3, 2). Проводится цикл компьютерных экспериментов для получения данных измерений переменной выхода 2. Выборки результатов компьютерной имитации – ДП первой категории $d^1[K]$ − представляют массивы из 501 строки и одного столбца.

Обучающая последовательность на входе сети состоит из 12 столбцов, отвечающих исправным и неисправным системам со значениями параметра {–2.0, –1.0, 0.0, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 2.0, 3.0, 5.0, 1.1, 1.2}. Обучающая последовательность длиной 12 на выходе сети составляется из нулей и единиц, где «1» − код исправной, а «0» − неисправной систем. Выбор архитектуры и обучение нейронной сети для распознавания образов проводятся с помощью программы nprtool инструментального комплекса MATLAB/Neural Network Toolbox. Выбирается двухслойная сеть, которая должна аппроксимировать скалярную функцию векторного аргумен-

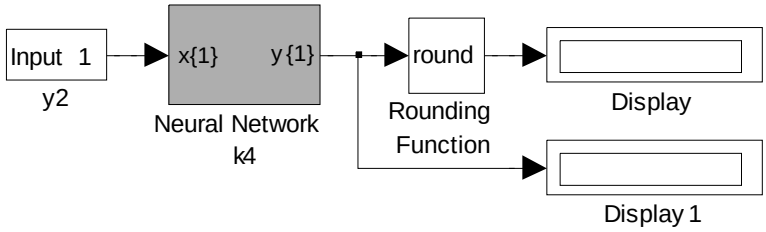

Рис. 4

–2.0	–1.5	–1.0	– 0.5	0.0	0.5	**1.0**	1.6	1.7
0.011	0.099	0.679	0.950	0.999	0.999	**0.994**	0.602	0.276
0	0	1	1	1	1	**1**	1	0

та. Результатом обучения сети является нейроклассификатор в виде блока *Simulink* (рис. 4).

Нейроклассификатор настроен на распознавание отклонений параметра от номинального значения, равного 1. В первой строке таблицы приведены 9 значений параметра СУ, которые влияют на запасы устойчивости.

Вторая строка таблицы содержит показания блока Display1 − сигналы выхода нейронной сети в зависимости от параметра СУ. Если принять за «1» − код исправной, а за «0» − неисправной систем, то легко обнаружить, что дисплей Display1 показывает *степень принадлежности* объекта диагностирования к исправным системам. Так как в случае «мягких» параметрических неисправностей граница между «хорошими» и «плохими» системами размыта, во вторую строку таблицы сведены нечеткие границы между исправными и неисправными системами. Для получения четкой границы между исправными и неисправными системами к выходу сети подключен блок округления round, а показания блока Display (рис. 4) составлены в третью строку таблицы.

На рис. 5 изображен график зависимости выхода нейронной сети от значения k_{32}, которые отложены по оси абсцисс. Оси ординат отвечают показания блока Display1 − сигналы выхода нейронной сети. По существу, это график *функции принадлежности* СУ с различными параметрами к исправным системам. Таким образом, нейросетевой классификатор симптомов «мягких» параметрических неисправностей играет роль «фаззификатора» и может служить входом последующего механизма вывода на нечеткой логике, ставящего диагнозы.

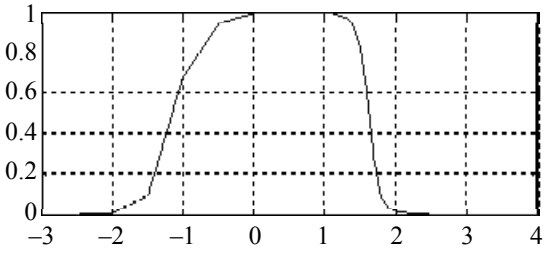

Рис. 5

Для каждой потенциальной *параметрической* неисправности предлагается обучать свой классификатор. Достоинство такого подхода заключается в количественной оценке степени принадлежности системы к исправным, что позволит диагностировать зарождающиеся неисправности. Недостатком является необходимость решать дополнительную задачу постановки диагноза по «мягким», нечетким симптомам из-за возможной интерференции симптомов.

Диагностирование топологических и «жестких» параметрических неисправностей. Выбираются ДП в виде модулей собственных значений *AR*-модели четвертого порядка, т. е. ДП категории $d^3[K]$. Для идентификации удобно использовать блок AR, подключаемый к выбранному выходу *Simulink*-модели диагностируемой системы.

Результатом идентификации исправной СУ являются коэффициенты разностного уравнения, по которым вычисляются модули корней характеристического полинома $[0.2452 \;\; 0.2452 \;\; 0.1939 \;\; 0.1939]^{\mathrm{T}}$. Аналогичные «эксперименты» для топологических неисправностей в виде обрыва связи на выходе усилителя с коэффициентом 0.78 (дуги, заходящей в вершину 12) и в виде обрыва связи на выходе усилителя с коэффициентом 0.9 (дуги, заходящей в вершину 4) дают другие значения модулей корней: $[0.1937 \;\; 0.2205 \;\; 0.2205 \;\; 0.1679]^{\mathrm{T}}$ и $[0.3913 \;\; 0.3629 \;\; 0.3629 \;\; 0.3303]^{\mathrm{T}}$. Эксперименты с «жесткими» параметрическими неисправностями моделируются как увеличение или уменьшение постоянных времени дуги W_{21} (постоянная времени равна 0.2 с вместо 1.2 с) и дуги W_{26} (постоянная времени равна 1.0 с вместо 0.1). Модули корней характеристического полинома, соответственно равны $[0.2400 \;\; 0.2400 \;\; 0.1877 \;\; 0.1877]^{\mathrm{T}}$ и $[0.2410 \;\; 0.2410 \;\; 0.1890 \;\; 0.1890]^{\mathrm{T}}$. Таким образом, рассматриваются исправная и четыре неисправные системы. Фрагмент обучающей последовательности на входе сети имеет вид

EigAbsInputs = [0.2452 0.2405 0.1937 0.3913
0.2400 0.2410 0.2436 0.2168;
0.2452 0.2405 0.2205 0.3629
0.2400 0.2410 0.2436 0.2441;
0.1939 0.1883 0.2205 0.3629
0.1877 0.1890 0.1920 0.2441;
0.1939 0.1883 0.1679 0.3303
0.1877 0.1890 0.1920 0.2087]

Обучающая последовательность на выходе сети составляется из нулей и единиц, где «1» – код исправной, а «0» – неисправной систем.

Результаты обучения нейронной сети согласуются с данными.

Результаты компьютерных экспериментов позволяют сделать вывод о способности обучаемых нейроклассификаторов распознавать симптомы неисправностей систем управления по диагностическим признакам в виде выборок измерений и модулей собственных значений динамических моделей в форме разностных уравнений. Компьютерная имитация процессов диагностирования на примере системы управления турбоагрегатом показывает возможность успешного решения задач диагностирования, а следовательно, и обеспечения активной отказоустойчивости систем управления. Вместе с тем, анализ ряда примеров показывает, что в случае сложных систем управления избирательность таких классификаторов может оказаться недостаточной. Подсистемы диагностирования с лучшими характеристиками должны строиться на раздельном обучении классификаторов, выявляющих симптомы неисправностей и классификаторов – постановщиков диагноза.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Алгоритмическое обеспечение отказоустойчивости систем автоматического управления / В. М. Глумов, С. Д. Земляков, В. Ю. Рутковский, А. В. Силаев // Автоматика и телемеханика. 1988. № 9. С. 3–33.

2. Diagnosis and Fault Tolerant Control / M. Blanke, M. Kinnaert, J. Lunze, M. Staroswiecki // Control Systems. 2006. Vol. 2. P. 227.

3. Zhang Y., Jiang J. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems // Ann. Rev. in Control. 2008. Vol. 32. P. 229–252.

4. Isermann R. Fault Diagnosis Applications – Model-Based Condition Monitoring: Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-Tolerant Systems. Springer, 2011. P. 354.

5. Шестопалов М. Ю. Системы отказоустойчивого управления технологическими процессами. СПб.: Элмор, 2013. 308 с.

6. Филимонов Н. В. Гомеостатические системы и автомат ограничения состояния управляемых динамических объектов // Изв. вузов. Сер. Приборостроение. 1998. № 1–2. С. 17–34.

7. Ayoubi M., Isermann R. Neuro-fuzzy systems for diagnosis // Fuzzy Sets and Systems. 1997. № 89. P. 289–307.

8. Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems / Ed. by R. Patton, P. Frank, R. Clark. Berlin: Springer-Verlag, 2000. 565 p.

9. Diagnostyka procesow. Modele. Metody sztucznej inteligencji. Zastosowania / J. Korbicz, J. Kościelny. Warszawa: WNT, 2002. 828 p.

10. Система автоматизированного проектирования структурно-сложных САР на базе СМ ЭВМ / Ю. А. Бочнев, Д. Х. Имаев, А. И. Козлов и др. // Автоматизация морских судов и систем их обслуживания. Л., 1985. С. 23–28.

E. V. Guzaev
UEC «Gas Turbine»

Yu. A. Korablev, M. Yu. Shestopalov, D. H. Imaev
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

DIAGNOSTICS OF THE TURBINE ENGINE CONTROL SYSTEMS BY TRAINED NEURAL NETWORKS

The problems of control systems stability margins diagnostics by trained neural networks are considered. Within the fault-tolerant control system framework, a sequence of data processing on the formation of diagnostic attributes, identification of symptoms of malfunctions and diagnosis of the control systems technical state was proposed. Test studies of diagnostic procedures illustrate the ability of trained neural networks to recognize the symptoms of parametric and topological system failures in terms of the diagnostic attributes of various categories: measurement samples, coefficients of the difference equations and eigenvalue moduli. Computer simulations of diagnostic procedures for the purpose of assessing the stability margin of the turbo-generator control system shows the possibility of solving the problems of neural network diagnostics and, consequently, ensuring an active fault-tolerance of control systems.

Control system, model, fault, symptom, diagnosis, fault tolerance, neural network, learning, turbine engine