

УДК 004.032.26

Т.В. КИПРИЧ¹, В.Н. ХАРИТОНОВ¹, В.И. ДУБРОВИН²¹ГП ЗМКБ «Прогресс» им. академика А.Г. Ивченко, Запорожье, Украина²Запорожский национальный технический университет, Запорожье

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И МОДЕЛЕЙ ОБНАРУЖЕНИЯ ПОМПАЖНЫХ ЯВЛЕНИЙ В СИСТЕМЕ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ГТД

Для ранней диагностики развития помпажных явлений в турбокомпрессоре газотурбинного двигателя предложены методы и модели на основе вейвлет-анализа, S-дискриминанта и нейронных сетей. Представленная модификация S-дискриминанта позволяет применять данный подход при обнаружении срывных процессов. Кроме того, на основании метода искусственных нейронных сетей самоорганизующихся карт Кохонена предложена модель переходных процессов «стабильная работа двигателя – вращающийся срыв - помпаж». Проведен сравнительный анализ работы разработанных подходов и упрощенных моделей сигнализаторов помпажа типа ПС (ПС-2-7, ДОЛ).

помпаж, вращающийся срыв, ГТД, вейвлет-анализ, нейронные сети, газовоздушная неустойчивость

Введение

Необходимыми требованиями при создании электронных систем управления (ЭСУ) для защиты двигателя от помпажных явлений являются высокая надежность получаемых результатов и своевременное обнаружение источников газодинамической неустойчивости (ГДН) (табл. 1, тип. 5, 6), возникающих в газо-воздушном тракте двигателя. Работа противопомпажного модуля в ЭСУ двигателя основана на измерении избыточного давления за последней ступенью компрессора и преобразовании аналогового сигнала в электрический, который последовательно сравнивают с предварительно заданными критериями для помпажа и вращающегося срыва (табл. 1). Однако целью данных систем является автоматическое восстановление режима работы двигателя после устранения помпажа, а не на предотвращение ГДН в турбомашине [1].

Значительный вклад в развитие данной области внесли работы И.Л. Письменного, Dzu K. Le, J.V.R. Prasad, Yedidia Neumeier, Nikos Markopoulos [2 – 4]. Одним из подходов ранней диагностики развития срывных процессов стало использование ме-

тода вейвлет-анализа для обработки временных и амплитудных характеристик сигналов измерительных систем, определяющих устойчивость работы компрессора.

Таблица 1

Характеристика источников ГДН в турбомашине

№	Явление	Частота, Гц
1	вихревой сброс	10^4
2	волновой след	10^4
3	потенциальное полевое взаимодействие	10^4
4	искажение входа	5×10^3
5	вращающийся срыв	10^2
6	помпаж	10^1

Полученные ранее результаты [5] показали, что на определенных масштабах статистические моменты распределения вейвлет-коэффициентов (ВК) сигналов от датчиков давления, расположенных в компрессоре, заметно изменяются перед тем, как происходит резкая смена режима работы двигателя, часто приводящая к его разрушению. Однако данный подход имеет следующие недостатки:

– рассмотренные оценки распределения ВК относятся к диагностическим признакам, которые связаны с абсолютным значением характеристик измеряемого параметра, и поэтому не инвариантны.

– уровень разложения и тип вейвлета определяются эмпирическим путем, в то время как настройка параметров вейвлет-преобразования и выбор вейвлета непосредственно связана с физикой исследуемого процесса и во многом определяет эффективность применения вейвлет-технологии.

– при анализе процесса не учитываются такие важные показатели помпажных явлений, как давление воздуха на входе в компрессор, частота вращения двигателя.

Постановка задачи

Таким образом, необходима соответствующая разработка новых и модификация существующих методов для предотвращения возникновения помпажных явлений в компрессоре и реализации данного модуля в ЭСУ двигателем.

1. Исследование АЧХ вейвлетов

Знание диапазона возможных частот колебаний необходимо, прежде всего, для разработки и настройки средств защиты двигателей при помпаже и вращающемся срыве. В связи с этим возникает задача выбора наиболее эффективного метода обработки (фильтрации) сигнала, обладающего высоким быстродействием и избирательностью по частоте.

В данной статье были исследованы вейвлеты Добеши, Симлета, Койфлета, а также дискретный вейвлет Мейера.

Анализ фильтрующих свойств данных вейвлетов показал, что порядок вейвлета является эквивалентом характеристики затухания фильтра вне полосы пропускания. Однако при этом время обработки сигнала растет с уровнем вейвлет-разложения и порядком вейвлета.

Результаты обработки ВК (приведенных выше вейвлетов) сигнала $P_{квод}$ (время дискретизации 0.000047с) с помощью быстрого преобразования Фурье (БПФ) указывают на то, что лучше всех описывают физику помпажных процессов ‘db2’ и

‘sym2’ на 7-м уровне разложения, что объясняется совпадением Фурье-образов данных вейвлетов в частотной области.

2. Диагностирование помпажа на основании S-дискриминант и ВА

Для развязки ВК от абсолютных значений характеристик измеряемых параметров при обнаружении помпажных явлений в турбокомпрессоре предложен подход на основе S-дискриминант.

В работе используется наиболее простой и эффективный в реализации безразмерный амплитудный индекс превышения порога клиппирования P по “дисперсии” [6]:

$$I_d^{level} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (coef_i^{(t)} - P)^2 K^{(t)}}{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (coef_j^{(n)} - P)^2 K^{(n)}}, \quad (1)$$

где $coef_i^{(t)}$, $coef_j^{(n)}$ – коэффициенты вейвлет-разложения сигнала на уровне $level$ для текущего и эталонного состояния объекта соответственно;

$K^{(t)}$, $K^{(n)}$ – количество отсчетов амплитуд вейвлет-коэффициентов сигнала, которые превышают порог клиппирования P в текущем и эталонном состоянии;

N – число вейвлет-коэффициентов на уровне $level$;

P – порог клиппирования амплитуд вейвлет-коэффициентов сигнала на уровне $level$, который определяется следующим соотношением:

$$P = \lambda \delta_n, \quad (2)$$

где $\lambda = 1..3$ – коэффициент пропорциональности, определяющий чувствительность дискриминанта (чем выше порог, тем выше чувствительность дискриминанта);

δ_n – стандартное отклонение опорного распределения вейвлет-коэффициентов сигнала от среднего значения при нормальной работе двигателя.

Для формирования порога клиппирования P в соответствии с текущим состоянием системы была разработана процедура вычисления опорного сигнала. При этом, приведение объекта к эталонному со-

стоянию $x_j^{(n)}$ происходит по правилу коррекции синаптических весов нейронов самоорганизующихся карт Кохонена во время обучения. Коррекция векторов синаптических весов всех нейронов происходит в соответствии с выражением:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta h_{j,c}(t)(b - w_j(t)), \quad (3)$$

где b – выбранный с определенной вероятностью вектор из исходного множества данных;

$w_j(t)$ – весовое значение нейрона j в момент t ;

$w_j(t+1)$ – весовое значение нейрона j , после корректировки;

$\eta(t)$ – параметр скорости обучения;

$h_{j,c}(t)$ – функция окрестности с центром в победившем нейроне.

Поскольку нормальное распределение вейвлет-коэффициентов сигнала P_{kvd} характеризует беспомпажную работу двигателя, условие (4) будет указывать на эталонный режим функционирования компрессора:

$$|MO - coef_{i,level}^t| \leq a\delta, \quad (4)$$

где δ – стандартное отклонение $\{coef_{i,level}^{(t)}\}$;

a – настроечный параметр 1 – 3;

MO – математическое ожидание.

Поэтому, в качестве b в выражении (3) будем рассматривать математическое ожидание (МО) совокупности $\{x_i^{(t)}\}$. $w_j(t)$ – обозначает текущее распределение вейвлет-коэффициентов. $w_j(t+1)$ – откорректированное положение вейвлет-коэффициентов, которое по сравнению с $w_j(t)$, ближе к эталонному состоянию процесса.

Таким образом, метод формирования P сводится к следующим этапам:

1) вычислить значения MO и σ вейвлет-коэффициентов $coef_{j,level}^t$ сигнала на выбранном масштабе $level$;

2) задать начальные значения:

$coef_{j,level}^n = coef_{j,level}^t$, число вычислительных операций $inc = 1$;

3) проверить выполнение условия (4); если выполняется, перейти на этап 5, если нет смещение $coef_{j,level}^t$ происходит согласно (5) при (6), и согласно (7), если выполняется (8):

$$coef_{j,level}^n > MO + \delta a; \quad (5)$$

$$coef_{j,level}^n = MO + a\delta(1 - \eta); \quad (6)$$

$$coef_{j,level}^n = MO - a\delta(1 - \eta); \quad (7)$$

$$coef_{j,level}^n < MO - \delta a, \quad (8)$$

где, $\eta = 0,1e^{-\frac{inc}{1000}}$;

4) $inc = inc + 1$; MO и δ пересчитываются при новых значениях $coef_{j,level}^n$ и перейти на этап 3;

5) $\delta_n = \delta(coef_{j,level}^n)$ и $P = \lambda\delta_n$.

В результате значительное превышение индекса порога клиппирования P по дисперсии единичного значения указывает на то, что процесс не соответствует нормальному функционированию оборудования.

3. Построение модели процесса ГДН

Для анализа текущего газодинамического состояния двигателя и увеличения эффективности обнаружения предвестников помпажных явлений был выбран метод искусственных нейронных сетей самоорганизующихся карт Кохонена (СОК). При выборе данного метода, прежде всего, учитывалось то, что вращающийся срыв не всегда переходит в помпаж и сформировать правило такого перехода нельзя. Принципы обучения СОК позволяют анализировать те состояния систем и процессов, которые затруднительно определить или интерпретировать стандартными средствами математической статистики [7].

В данной работе на основе СОК разработана модель переходных процессов двигателя: «нормальное состояние – вращающийся срыв – помпаж». Входными параметрами данной модели были выбраны параметры I_d для ВК P_{kvd} и σ для ВК следующих сигналов:

- 1) давления воздуха на входе в компрессор P_{ex} ;
- 2) частота вращения роторов низкого давления $n_{вд}$;
- 3) частота вращения роторов высокого давления $n_{нд}$.

Для сигналов P_{ex} , $n_{вд}$, $n_{нд}$ в качестве оценочного параметра была принята величина среднеквадратического отклонения σ .

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

В результате обучения на СОК формируются зоны, соответствующие переходным процессам «нормальный режим работы – вращающийся срыв – помпаж» (рис. 1).

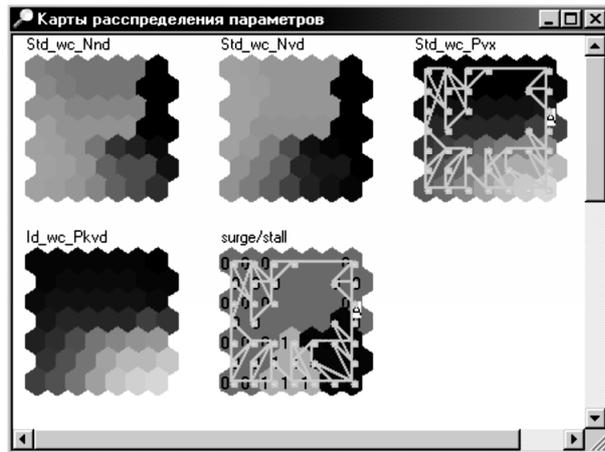


Рис. 1. Слежение за траекторией рабочей точки процесса ГДН

4. Экспериментальные результаты

В табл. 2 приведены результаты сравнительного анализа работы упрощенных моделей стандартных датчиков давления ДОЛ, ПС, ПС-2-7 и методов на основе ВА при обнаружении предвестников срывных процессов. Из табл. 2 следует, что раньше всех начало развития предпомпажных явлений фиксирует метод на основе вычисления S-дискриминанта и ВА.

В качестве данных для обучения СОК, были выбраны параметры σ для детализирующих ВК сигналов P_{ex} , $n_{вд}$, $n_{нд}$ (ширина временного окна 0,23 с,

смещение 0,047 с) на тех уровнях разложения, на которых они предварительно принимали максимальные значения при возникновении помпажных процессов. Проведенные исследования показали, что для наглядного описания помпажных процессов достаточным является уровень разложения 10.

Таблица 2
Результаты обнаружения помпажа

№	Модель/метод	Параметры	$T_{\phi} - T_m$, с
1	ДОЛ	$\frac{P_{квд2} - P_{квд1}}{P_{квд2}}$	$\geq 0,55$ 0,0097
2	ПС		$\geq 0,4$ 0,01
3	ПС-2-7		$\geq 0,6$ 0,0093
4	db8	M2-M4 для ВК сигнала $P_{квд}$ на 9 уровне	0,0165
5	db2, sym2	S-дискриминант для ВК сигнала $P_{квд}$ на 7-м уровне	0,06с

Примечание: T_{ϕ} , T_m – фактическое и модельное время обнаружения помпажных явлений; M2, M3, M4 – статистические моменты

На рис. 1 приведен пример слежения за траекторией рабочей точки процесса по картам, соответствующим изменению параметра σ для ВК сигнала P_{ex} (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. 2 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. 2 следует, что увеличение исследуемой величины происходит на 205-м измерении и постепенно возрастает. Сопоставление дан-

ных результатов с реальными значениями показывает, что с 210-го образца в выборке присутствовал сигнал об обнаружении помпажа.

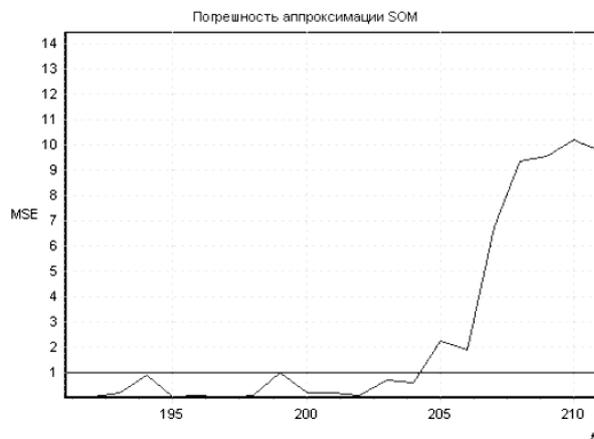


Рис. 2. Диагностика состояний процесса с помощью MSE

Заключение

В работе исследованы методы и модели обнаружения помпажных явлений на основе моделей типа ДОЛ, статистических характеристик распределения вейвлет-коэффициентов сигнала давления воздуха за компрессором и самоорганизующихся карт Кохонена. Сравнительный анализ приведенных методик показал, что раньше всех фиксирует начало срывных процессов метод на основе вычисления S-дискриминанта для вейвлет-коэффициентов ('db2', 'sym2') сигнала $P_{квод}$.

Полученная, в результате обучения СОК, модель процесса ГДН позволяет определить возникновение опасной ситуации типа помпаж при приближении рабочей точки к границе области вращающегося срыва. Кроме того, с помощью параметра MSE начало помпажных явлений было зафиксировано на 0,23 с раньше, чем поступил сигнал от стандартного сигнализатора помпажа типа ДОЛ.

Литература

1. Близнюков Л.Г., Жигунов М.М., Кессельман М.Г. и др. Способ защиты газотурбинного двигателя и устройство для его осуществления (варианты), RU 2295654 С1, 19.07.2005.
2. Письменный И.Л. Многочастотные нелинейные колебания в газотурбинном тракте двигателя. — М.: Машиностроение, 1987. — 127 с.
3. Prasad J.V.R. Active control of compressor flow dynamics Mite Workshop on Goals and Technologies for Future Gas Turbine Engines, Atlanta, December 4-5, 2000 [Электронный ресурс]. — <http://stinet.dtic.mil/cgi-bin/GetTRDoc?AD=ADP011154&Location=U2&doc=GetTRDoc.pdf>
4. Dzu K. Le Wavelet Methods Developed to Detect and Control Compressor Stall [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.grc.nasa.gov/WWW/RT1996/4000/41101.htm>.
5. Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А. Вейвлеты и их использование // Успехи физических наук. — 2001. — Т. 171, № 5. — С. 493-495.
6. Sokolova A.G., Pichugin K. Dimensionless Machine Vibration S-Discriminants as a Mean to Improve Monitoring and Get Fault Detection [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.ultrasonic.de/article/ecndt2006/doc/P82.pdf>.
7. Саймон Хайкин Нейронные сети: полный курс / 2-е издание; Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.

Поступила в редакцию 16.05.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.Я. Качан, Запорожский национальный технический университет, Запорожье.