

УДК 519.252

И.И. ЛОБОДА¹, С.В. ЕПИФАНОВ², Р.Л. ЗЕЛЕНСКИЙ²

¹ *Национальный политехнический институт, Мексика*

² *Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского "ХАИ", Украина*

РЕГУЛЯРИЗУЮЩАЯ ПРОЦЕДУРА ИДЕНТИФИКАЦИИ НЕЛИНЕЙНОЙ ТЕРМОГАЗОДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ГТД*

В данной работе рассмотрен алгоритм регуляризующей процедуры идентификации нелинейной термогазодинамической модели проточной части ГТД. Предлагаемая процедура идентификации имеет диагностическую ценность, так как позволяет определить состояние каждого узла. Сравнение результатов применения этой процедуры с результатами, полученными обычным методом наименьших квадратов, продемонстрировало значительно более высокую устойчивость предлагаемого алгоритма. Приведены рекомендации по практическому применению регуляризующей процедуры идентификации в автоматизированных системах диагностирования ГТД.

математическая модель, регуляризация, параметры состояния, характеристики узлов, идентификация, ГТД

Вступление

Математические модели ГТД, базирующиеся на хорошо проработанной теории термогазодинамических процессов в проточной части двигателя, широко используются при проектировании самого двигателя и его систем автоматического управления и диагностики. С их использованием рассчитываются значения параметров проточной части (давление и температура рабочего тела, частоты вращения роторов, расход топлива и др.) на заданных установившихся и переходных режимах при различных внешних условиях (которые определяются температурой и давлением окружающего воздуха, скоростью и высотой полета). Применение математических моделей позволяет не только сократить средства и сроки разработки, но в определенных случаях также дает новую информацию о поведении объекта.

Заложенные в основу моделей характеристики узлов (например, зависимости степени повышения давления в компрессоре и его КПД от расхода воздуха и частоты вращения), как правило, известны лишь с определенной степенью достоверности. Кроме того, в эксплуатации вследствие износовых и

других явлений характеристики узлов изменяются. Для учета этих изменений в термогазодинамические модели часто включают специальные параметры (параметры характеристик узлов или параметры состояния), которые позволяют смещать в необходимом направлении начальные характеристики узлов и учитывать тем самым текущее техническое состояние двигателя.

Для обеспечения соответствия модели имеющейся измерительной информации о значениях параметров проточной части используются средства идентификации, в результате применения которых определяются такие значения параметров состояния, которые наилучшим образом приближают модель к реальным данным. Помимо общего увеличения точности моделирования параметров проточной части, идентификация термогазодинамической модели имеет большую диагностическую ценность, так как найденные оценки параметров характеристик узлов характеризуют техническое состояние соответствующих узлов.

Нелинейные термогазодинамические модели газотурбинных двигателей и процедуры их идентификации применяются для создания алгоритмов диаг-

ностирования [1, 2] многие годы. В настоящее время в связи с развитием вычислительной техники исчезли ограничения для непосредственного применения этих моделей и процедур идентификации в алгоритмах систем автоматизированного диагностирования ГТД реального времени, и такое применение расширяется [3, 4].

Выполненные нами исследования по применению методов идентификации статических и динамических моделей для диагностирования ГТД на установившихся и переходных режимах [5, 6] показали, что одной из проблем является обеспечение устойчивости идентификации. Решение этой проблемы путем использования регуляризованного алгоритма идентификации рассмотрено в данной статье.

1. Термогазодинамические модели

Нелинейная термогазодинамическая модель ГТД предназначена для расчета параметров проточной части \vec{Y} на установившихся режимах в зависимости от параметров режима и внешних условий \vec{U} и параметров характеристик узлов $\vec{\Theta}$:

$$\vec{Y} = \vec{F}(\vec{U}, \vec{\Theta}). \quad (1)$$

Особенностью алгоритма моделирования, который включает последовательный расчет всех элементов проточной части, является необходимость задания для характеристик узлов таких аргументов, которые могут быть определены только в результате согласования работы всех узлов двигателя. По этой причине вводится вектор неизвестных аргументов характеристик и составляется система алгебраических уравнений, отражающих согласованную работу узлов на установившихся режимах. Ввиду используемых нелинейных термогазодинамических соотношений и табличной формы задания характеристик узлов данная система является нелинейной и решается численным методом Ньютона-Рафсона.

На основе нелинейной модели (1) может быть сформирована линейная модель

$$\delta \vec{Y} = H \delta \vec{\Theta}, \quad (2)$$

которая связывает посредством матрицы коэффициентов влияния H малые отклонения параметров проточной части $\delta \vec{Y}$ и параметров характеристик узлов $\delta \vec{\Theta}$ на одном фиксированном режиме работы ГТД. Как будет показано далее, линеаризация модели является составной частью алгоритма идентификации.

2. Базовая процедура идентификации

Задача идентификации нелинейной модели (1) по измерениям \vec{Y}^* и \vec{U}^* сводится к расчету оценок $\hat{\vec{\Theta}}$ удовлетворяющих условию оптимальности

$$\Phi(\vec{\Theta}) = \|\vec{Y}^* - \vec{Y}(\vec{U}^*, \vec{\Theta})\|, \quad \Phi(\hat{\vec{\Theta}}) = \min \Phi(\vec{\Theta}), \quad (3)$$

где $\|\cdot\|$ – знак нормы вектора.

Для повышения точности оценок стремятся обеспечить большой избыток априорной информации по сравнению с неизвестными параметрами, и идентификацию выполняют по совокупности замеров на K различных режимах двигателя. При этом минимизируется обобщенный вектор невязок

$$\vec{Z}(\vec{\Theta}) = \begin{bmatrix} \vec{Y}_1^* - \vec{F}(\vec{U}_1^*, \vec{\Theta}) \\ \vec{Y}_2^* - \vec{F}(\vec{U}_2^*, \vec{\Theta}) \\ \dots \\ \vec{Y}_K^* - \vec{F}(\vec{U}_K^*, \vec{\Theta}) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Поскольку входящая в (4) модель (1) рассчитывается численным способом, для минимизации невязок $\vec{Z}(\vec{\Theta})$ также применяется численная итерационная процедура, в которой решение на текущей итерации определяется как сумма предыдущего решения и текущей поправки

$$\vec{\Theta}^{n+1} = \vec{\Theta}^n + \Delta \vec{\Theta}^{n+1}, \quad (5)$$

и итерации продолжают до тех пор, пока поправки или изменения невязок не станут несущественно малыми.

Поправка $\Delta\bar{\Theta}^{n+1}$, в свою очередь, находится как решение переопределенной линейной системы

$$C(\bar{\Theta}^n)\Delta\bar{\Theta}^{n+1} = \bar{Z}(\bar{\Theta}^n), \quad (6)$$

где

$$C(\bar{\Theta}^n) = \begin{bmatrix} H_1(\bar{\Theta}^n) \\ H_2(\bar{\Theta}^n) \\ \dots \\ H_k(\bar{\Theta}^n) \end{bmatrix} - \quad (7)$$

обобщенная матрица коэффициентов влияния, составленная из элементарных матриц $H_i(\bar{\Theta}^n)$, рассчитанных для каждого режима. Система (6) означает, что на каждой итерации ищется такое приращение $\Delta\bar{\Theta}^{n+1}$ искомых параметров, которое минимизирует невязки \bar{Z} .

Известное решение линейной системы (6) методом наименьших квадратов (МНК) имеет вид:

$$\Delta\bar{\Theta}^{n+1} = A^{-1}C^T WZ, \quad (8)$$

где $A = C^T W C$ – информационная матрица Фишера, W – весовая диагональная матрица, элементы которой обычно обратно пропорциональны предельным ошибкам измерений $\sigma_{y_i}^2$.

Однако, применение МНК чувствительного к выбросам в правой части системы (6), продемонстрировало неустойчивость оценок $\Delta\bar{\Theta}^{n+1}$ и плохую сходимость итерационного алгоритма идентификации в целом.

По этой причине используется программа REGILL [7], которая дает регуляризованное решение системы (6), причем оптимальная степень регуляризации подбирается автоматически.

Регуляризация заключается в использовании в формуле (8) модифицированной матрицы $A' = A + \beta I$ взамен матрицы Фишера. Здесь β – коэффициент регуляризации и I – единичная матрица. Такая регуляризация называется регуляризацией по Тихонову и означает минимизацию функционала

$$\|\bar{Y}^* - \bar{Y}(\bar{U}^*, \bar{\Theta})\| + \beta \|\Delta\bar{\Theta}\|, \quad (9)$$

т.е. внесение ограничений на величину приращений искомых параметров.

Программа REGILL обеспечила необходимую устойчивость и точность алгоритма идентификации (обычно процесс оценивания сходится с требуемой на практике точностью за 3 – 4 итерации.), и используется нами уже около двадцати лет.

Известно, что регуляризация оценок ведет к их смещению, в данном случае к уменьшению (редуцированию) приращений $\Delta\bar{\Theta}^{n+1}$, но каким образом это скажется на окончательной оценке? Так как сама оценка $\hat{\bar{\Theta}}$ не входит непосредственно в минимизируемые функционалы (3) и (9), то она теоретически не должна быть смещенной. Коэффициент регуляризации должен влиять только на траекторию поиска решения, укорачивая приращение на каждом шаге, но не смещая существенно итоговые оценки на последней итерации.

Этот вывод подтверждают тестовые расчеты, в которых в модель вводились измененные параметры $\bar{\Theta}$, затем по модели (1) рассчитывались параметры проточной части, эти же значения подавались на вход процедуры идентификации и определялись оценки $\hat{\bar{\Theta}}$. Оказалось, что найденные оценки с точностью до 4 – 5 значащих цифр совпадали с истинными значениями, что подтверждает мысль об отсутствии их смещения. На рис.1 в пространстве оценок отражен ход последовательного приближения к решению для одного из таких расчетов.

Таким образом, оценки, получаемые в результате применения итерационной процедуры идентификации нелинейной модели, не являются смещенными, несмотря на регуляризующий характер алгоритма поиска решения на каждой итерации.

Однако, в практике идентификации моделей ГТД встречаются случаи, когда сами оценки $\hat{\bar{\Theta}}$ оказываются чрезмерно большими. Причиной может быть недостаток эмпирической информации, слишком большое число оцениваемых параметров или нали-

чие корреляции в матрице H между коэффициента-

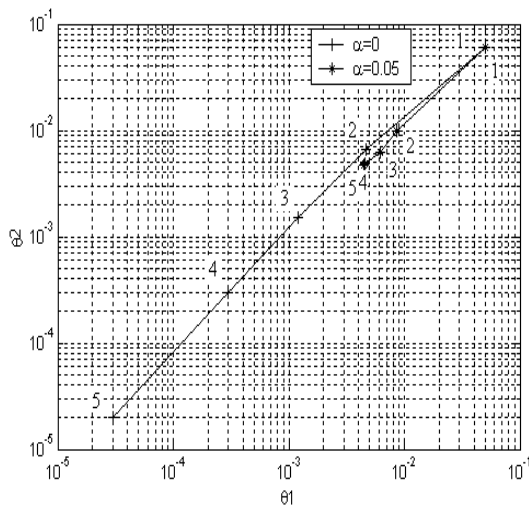


Рис. 1. Изменение погрешностей идентификации по итерациям

ми влияния двух и более параметров состояния.

Последнее ведет к плохой обусловленности матрицы Фишера и появлению чрезмерно больших оценок упомянутых параметров. Такие оценки оказываются нефизичными (выходят за диапазоны возможной вариации характеристик узлов) и могут вызывать аварийное завершение программы расчета нелинейной модели.

Итак, в некоторых случаях все же необходимо накладывать ограничения на оцениваемые параметры состояния. Для этих целей предлагается описанная ниже процедура.

3. Регуляризирующая процедура идентификации

В предлагаемой процедуре минимизируется обобщенный функционал, который наряду с невязкой по измеряемым параметрам включает с весовым коэффициентом γ норму вектора искомых параметров. В этом случае задача идентификации принимает вид:

$$\Phi'(\bar{\Theta}) = \left\| \bar{Y}^* - \bar{Y}(\bar{U}^*, \bar{\Theta}) \right\| + \gamma \left\| \bar{\Theta} \right\|; \quad (10)$$

$$\hat{\bar{\Theta}} = \min \Phi'(\bar{\Theta}).$$

Новая процедура идентификации разработана на основе описанной ранее базовой процедуры. Как это видно из (10), минимизируемый функционал расширен за счет элементов, связанных с искомыми параметрами $\bar{\Theta}$. Поэтому основные изменения в процедуре идентификации заключаются в расширении обобщенного вектора невязок $\bar{Z}(\bar{\Theta})$ и обобщенной матрицы коэффициентов влияния $C(\bar{\Theta})$. Модифицированные величины имеют следующую структуру

$$\bar{Z}'(\bar{\Theta}) = \begin{bmatrix} \bar{Z}(\bar{\Theta}) \\ \gamma \bar{\Theta} \end{bmatrix} \quad (11)$$

и

$$C'(\bar{\Theta}) = \begin{bmatrix} C(\bar{\Theta}) \\ \gamma I \end{bmatrix}. \quad (12)$$

Понятно, что влияние коэффициента γ будет зависеть от пропорций между компонентами $\left\| \bar{Y}^* - \bar{Y}(\bar{U}^*, \bar{\Theta}) \right\|$ и $\left\| \bar{\Theta} \right\|$ обобщенного функционала $\Phi'(\bar{\Theta})$ и, следовательно, от условий идентификации: числа измеряемых параметров m , числа режимов K , весовой матрицы W и числа оцениваемых параметров r .

Поэтому, желая сделать эффект регуляризации менее зависимым от условий идентификации, нами предложено определять коэффициент регуляризации α следующим соотношением:

$$\gamma = f(W, m, K, r) \alpha. \quad (13)$$

Предлагаемая процедура идентификации сохраняет возможность получения прежнего нерегуляризованного решения при коэффициенте регуляризации, равном нулю.

Как всякая новая программа, регуляризирующая процедура идентификации нуждалась в тщательном тестировании. Поэтому на модели авиационного ТРДД было проведено 2 этапа испытаний:

а) первоначальная проверка на модельной информации без учета шума измерений,

б) статистическое тестирование на модельных исходных данных с имитацией погрешностей измерений.

4. Первоначальная проверка регуляризующей процедуры

Расчеты по идентификации модели ТРДД проводились при следующих базовых условиях (случай отклонения от базовых условий отмечаются отдельно):

- 1) стандартные атмосферные условия;
- 2) 12 расчетных режимов с общим изменением расхода приблизительно в 2 раза; режимный параметр – расход топлива;
- 3) моделируемые изменения в проточной части: $\Theta_{1\text{мод}} = \Delta G_{\text{квд}} = -0,03$ смещение характеристик компрессора высокого давления (КВД) по расходу, $\Theta_{2\text{мод}} = \Delta \eta_{\text{квд}} = -0,04$ смещение характеристики КВД по КПД;
- 4) использовались 5 параметров проточной части Y_i , по которым выполнялась идентификация: давление за КВД, температуры за турбиной высокого давления (ТВД) и за турбиной низкого давления, частоты вращения роторов высокого и низкого давления; их предельные относительные погрешности измерения $\sigma Y_i = 0,0110; 0,0080; 0,0090; 0,0045; 0,0035$;
- 5) 2 – 4 оцениваемых параметра, включая 2 моделируемых, а также $\Theta_3 = \Delta A_{\text{твд}}$ – смещение характеристик ТВД по расходу, $\Theta_4 = \Delta \eta_{\text{твд}}$ – смещение характеристики ТВД по КПД;
- 6) 17 расчетных значений коэффициента регуляризации: $\alpha = 0; 0,001; 0,003; 0,01; 0,015; 0,02; 0,025; 0,03; 0,04; 0,5; 0,06; 0,08; 0,1; 0,2; 0,3; 0,6; 1,0$.

Так как базовая процедура прошла проверку в течение длительного времени на моделях разных двигателей, и последующие изменения касались только введения регуляризации, то нужно было в первую очередь сравнить работу базовой и новой процедур и проанализировать по последней эффект регуляризации.

Первоначально на одних и тех же исходных данных были произведены два расчета идентификации: посредством базовой процедуры и с помощью регуляризующей процедуры при $\alpha = 0$. Сравнение результатов показало их полное совпадение. Следующий расчет был выполнен для случая $\alpha = 0,05$. Для этих случаев рис. 1 отражает в логарифмических координатах изменение точности первой и второй оценок по итерациям. Видно, что при отсутствии регуляризации погрешность быстро снижается, в то время как регуляризованное решение сходится с большим смещением.

Касаясь вопроса точности оценок, уместно остановиться на расчетной точности. Оказалось, что она сильно зависит от состава оцениваемых параметров. Для состава $\Delta G_{\text{квд}}, \Delta \eta_{\text{квд}}, \Delta A_{\text{твд}}$ «машинная» точность составляет 10^{-6} , однако включение параметра $\Delta \eta_{\text{твд}}$ резко снижает точность до 10^{-4} для параметров $\Delta G_{\text{квд}}$ и $\Delta A_{\text{твд}}$ и до 0,005 для $\Delta \eta_{\text{квд}}$ и $\Delta \eta_{\text{твд}}$. Причины такого резкого ухудшения ситуации рассматриваются ниже в разделе 5.

Затем была выполнена серия расчетов для всех указанных ранее величин α и построены соответствующие графики изменения оценок $\hat{\Theta}$ и $\hat{Y} = \bar{F}(\bar{U}, \hat{\Theta})$ (рис. 2). Видно, что, несмотря на первоначальный рост абсолютных величин оценок Θ_3 и Θ_4 средняя величина $\Theta_{\text{ср}}$ монотонно уменьшается, а невязка между измерениями и идентифицированной моделью растет, что соответствует теоретических представлениям о влиянии регуляризации на процесс идентификации. По представленным зависимостям можно в первом приближении оценить диапазон значений коэффициента регуляризации. Если ограничить смещение по параметрам \bar{Y} величиной 5%, а по параметрам $\bar{\Theta}$ – 10%, то коэффициент α не должен превышать значение 0,03.

Однако, описанные выше расчеты без учета шума в измерениях не позволяют определить разброс оценок, в то время как окончательное решение об

оптимальной величине коэффициента регуляризации может быть принято только в координатах «смещение – разброс». По этой причине выполненной также большое число расчетов с имитацией случайного шума измерений.

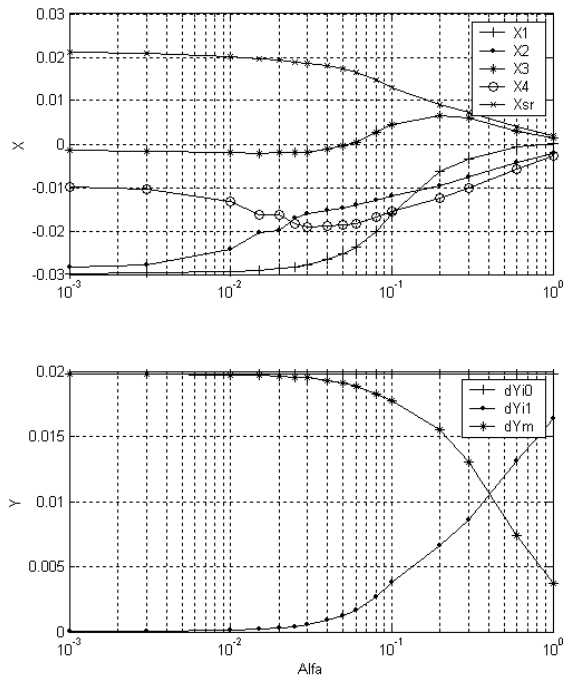


Рис. 2. Влияние коэффициента регуляризации на оценки при отсутствии шума

5. Статистические испытания регуляризирующей процедуры

Для получения точных оценок дисперсии и характера распределения параметров $\hat{\Theta}$ цикл ввода случайных ошибок измерений в рамках величин σ_{Yi} и идентификации модели повторялся большое число раз. В расчетах принято число 1000 таких циклов статистических испытаний, при котором была достигнута средняя точность порядка 1% от начальной невязки для параметров \bar{Y} и около 0.5% от моделируемого смещения 0,03 для параметров $\bar{\Theta}$. Такой уровень точности более чем достаточен для сравнения различных вариантов и выбора наилучших условий идентификации, а требуемое время расчета 20 мин (PC на базе Pentium IV, 2.6ГГц) можно считать

приемлемым при выполнении исследовательских расчетов.

С целью подробного изучения эффекта регуляризации в расчетах варьировались все основные факторы, оказывающие воздействие на результаты идентификации. Первоначально рассмотрим влияние состава оцениваемых параметров.

5.1. Коррелированные оценки

Рассмотрим результаты двух серий расчетов: при двух оцениваемых параметрах (Θ_1 и Θ_2) и при четырех ($\Theta_1 - \Theta_4$). В каждой серии статистические испытания проводились для всех выбранных значений коэффициента регуляризации.

На рис. 3 представлены распределения оценок для расчетов первой серии при $\alpha = 0$ и $\alpha = 0,04$.

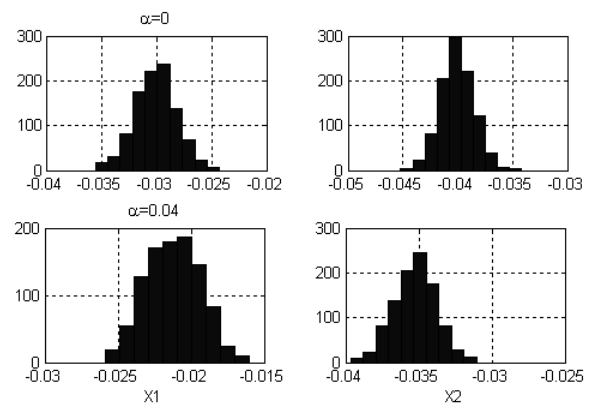


Рис. 3. Распределения оценок для случая двух оцениваемых параметров

Видно, что как у нерегуляризованных оценок, так и у регуляризованных форма распределения близка к нормальной, сохранился также общий разброс оценок, однако центры распределений с введением регуляризации существенно сместились от своих истинных значений – 0,03 и – 0,04 в сторону снижения абсолютного значения.

В расчетах второй серии поведение оценок изменилось. Оценки $\hat{\Theta}_1$ и $\hat{\Theta}_3$ сохранили отмеченные выше свойства оценок первой серии, в то время как в оценках $\hat{\Theta}_2$ и $\hat{\Theta}_4$ наблюдались значительные отличия, которые иллюстрирует рис. 4. При малой

степени регуляризации центры распределения близки к истинным величинам, однако разброс велик и распределения сильно несимметричны. С увеличением же коэффициента α появляется не только отмеченное ранее смещение средних значений, но и сильное сужение размаха оценок, а форма распределения приближается к нормальной.

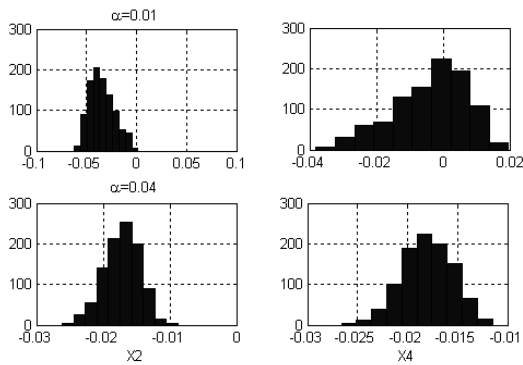


Рис. 4. Распределения оценок для случая четырех оцениваемых параметров

Такое anomalous поведение параметров Θ_2 и Θ_4 объясняется пропорциональностью их коэффициентов влияния. По этой же причине статистические расчеты при $\alpha = 0; 0,001; 0,003$ выполнить не удалось, так как периодически появлялись большие по абсолютной величине оценки (табл. 1), которые, в конце концов, приводили к аварийному завершению расчетов. Как это можно предположить и хорошо видно на рис. 6, вторая и четвертая оценки при малых степенях регуляризации (очевидно, что и нерегуляризованные оценки) не только обладают большим размахом, но и сильно коррелированы.

Таблица 1

Аномально большие оценки

№	$\hat{\Theta}_1$	$\hat{\Theta}_2$	$\hat{\Theta}_3$	$\hat{\Theta}_4$
1	-0,0092	0,14930	-0,0156	-0,1101
2	-0,00574	0,11698	-0,00814	-0,08719
3	-0,00356	0,12293	-0,01432	-0,09184
4	-0,00235	0,10774	-0,00745	-0,07934
5	-0,01387	0,10622	-0,01371	-0,08432
6	-0,00988	0,14001	-0,01930	-0,10768
7	-0,00668	0,12343	-0,01721	-0,09377
8	-0,00943	0,13348	-0,01392	-0,10114
9	-0,00566	0,13446	-0,01471	-0,10091
10	-0,00686	0,12784	-0,01661	-0,09623

Из рис. 5 видно также, что с увеличением α раз-

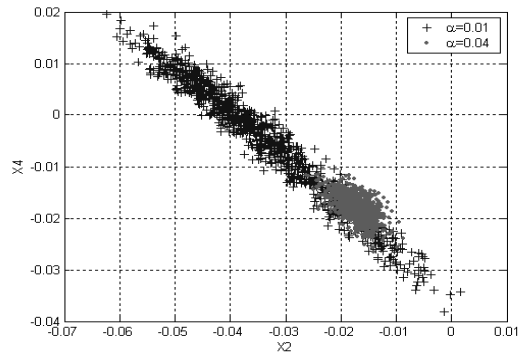


Рис. 5. Совместное распределение

мах и корреляция резко снижаются. Графики, представленные на рис. 6, конкретизируют отмеченные свойства, среднеквадратичные отклонения снижаются приблизительно в 4 раза.

5.2. Состав оцениваемых и измеряемых параметров

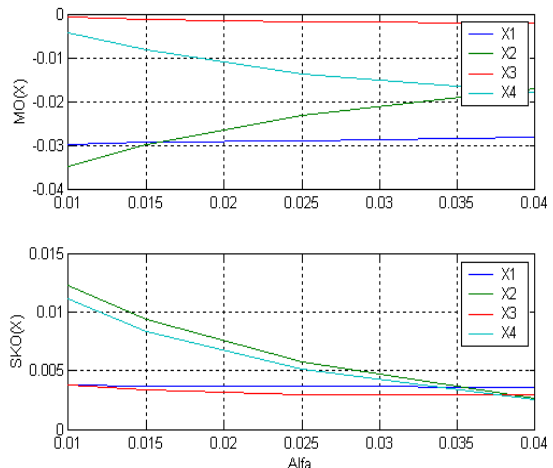


Рис. 6. Влияние коэффициента регуляризации на статистику оценок

Предыдущие расчеты выполнялись для пяти штатно измеряемых параметров, что соответствовало полетным условиям. Однако, при заводских испытаниях на наземном стенде имеется возможность измерения еще одного важного параметра – тяги. Поэтому этот практический случай был также проверен, и описанные выше расчеты были повторены с учетом шести измеряемых параметров. Результаты показали, что внесенной дополнительной информации оказалось недостаточно для качественного

улучшения поведения коррелированных оценок, однако общий положительный эффект на оценки все же имел место и статистическое тестирование для четырех оцениваемых параметров удалось провести уже при $\alpha = 0,003$. Дальнейшие расчеты выполнялись уже с учетом параметра тяги.

При практическом диагностировании необходимо оценивать состояние каждого основного узла ГТД, что требует увеличения состава оцениваемых параметров. По этой причине также выполнены расчеты для пяти различных расширенных составов оцениваемых параметров при коэффициентах регуляризации 0,01 и 0,04. В табл. 2 представлены по этим расчетам осредненные по циклам испытаний оценки $\hat{\Theta}_j$, а также дополнительно осредненные по этим оценкам параметры дисперсии и смещения. Анализ данных таблицы позволяет констатировать следующее.

Достаточно неожиданным результатом оказалось то, что даже в случае самого неблагоприятного сочетания состава параметров и параметров регуляризации (расчет 4а) статистическое тестирование прошло без сбоев. Следовательно, даже сравнительно небольшая степень регуляризации позволяет значительно расширить число оцениваемых параметров, что является ценным свойством в диагностических задачах.

Данные таблицы демонстрируют также известную тенденцию к снижению точности оценок при увеличении их числа. Этот эффект не очень велик за исключением влияния параметра $\Delta\mu_{твд}$, ввод которого в состав оценок приводит к резкому снижению точности.

Увеличение регуляризации снижает негативный эффект расширения состава оцениваемых параметров (видно, в большинстве случаев расчеты при $\alpha = 0,04$ имеют лучшие показатели СКО и смещения). На первый взгляд это противоречит предыдущим результатам, когда регуляризация увеличивала смещение. Тем не менее, данному выводу имеется

логическое объяснение: истинные значения большинства оцениваемых параметров в рассматриваемых сейчас случаях равны нулю и, следовательно, уменьшение абсолютной величины этих параметров, вызванное регуляризацией, приближает оценки этих параметров к их истинным величинам.

5.3. Индивидуальные коэффициенты регуляризации

Поскольку регуляризация по разному воздействует на не коррелированные и коррелированные оценки, возникает привлекательная идея регулировать только (или сильнее) коррелированные оценки. С этой целью в минимизируемый функционал (10) были введены дополнительные нормированные множители $0 \leq \bar{\alpha}_j \leq 1$, индивидуальные для каждого оцениваемого параметра (индивидуальные коэффициенты регуляризации). Для случая четырех оцениваемых параметров было выполнено 6 расчетов при разных значениях общего и индивидуальных коэффициентов регуляризации, а результаты сведены в табл. 3.

Сопоставление расчетов 1 и 2 показывает, что в этом случае переход от общей регуляризации к индивидуальной (для коррелированных величин Θ_2 и Θ_4) не привел к заметному улучшению оценок. В целом, смещение сохранилось по всем оценкам, включая некоррелированные.

Однако, при снижении общего коэффициента регуляризации до величины $\alpha_{рег} = 0,01$ соответствующие расчеты 5 и 6 демонстрируют определенное улучшение оценок (меньшее смещение и дисперсию).

Отличный эффект дает регуляризация только оценок тех параметров, которые не моделируются (расчет 3). Однако, на практике заранее неизвестно, изменения каких параметров окажутся существенными. Кроме того, если бы были известны такие параметры, то лучшего результата можно было бы достигнуть, включая только эти существенные в число оцениваемых.

Таблица 2

Статистики оценок при разных составах оцениваемых параметров

№	α	СКО	Сме- щение	Оценки параметров Θ_j							
				$\Delta G_{кнд}$	$\Delta \eta_{кнд}$	$\Delta G_{квд}$	$\Delta \eta_{квд}$	$\Delta A_{твд}$	$\Delta \eta_{твд}$	$\Delta A_{тнд}$	$\Delta \eta_{тнд}$
1a	0,01	0,0071	0,0001	– 0,0301	– 0,0398	0,0	0,0	0,0	–	–	–
1б	0,04	0,0065	0,0032	– 0,0282	– 0,0354	– 0,0041	– 0,0031	– 0,0005	–	–	–
2a	0,01	0,0114	0,0077	– 0,0296	– 0,0388	– 0,0011	– 0,0147	– 0,0016	0,0116	–	–
2б	0,04	0,0085	0,0056	– 0,0286	– 0,0351	– 0,0047	– 0,0103	– 0,0001	0,0057	–	–
3a	0,01	0,0131	0,0090	– 0,0294	– 0,0387	– 0,0022	– 0,0182	– 0,0020	0,0150	– 0,0010	–
3б	0,04	0,0087	0,0050	– 0,0290	– 0,0349	– 0,0038	– 0,0103	– 0,0006	0,0053	0,0016	–
4a	0,01	0,0147	0,0102	– 0,0296	– 0,0399	– 0,0015	– 0,0228	– 0,0026	0,0154	0,0039	0,0068
4б	0,04	0,0091	0,0053	– 0,0295	– 0,0353	– 0,0034	– 0,0118	– 0,0009	0,0071	0,0012	– 0,0006
5a	0,01	0,0119	0,0075	– 0,0300	– 0,0395	– 0,0003	– 0,0104	– 0,0013	–	0,0110	0,0127
5б	0,04	0,0078	0,0037	– 0,0293	– 0,0347	– 0,0031	– 0,0060	– 0,0001	–	0,0041	0,0016

Примечание: моделируемые параметры $\Delta G_{кнд} = -0,03$ и $\Delta \eta_{кнд} = -0,04$.

Таблица 3

Статистики оценок при разных индивидуальных коэффициентах регуляризации

№ расч.	α	$\bar{\alpha}_j$	СКО	Сме- щение	Оценки параметров Θ_j			
					$\Delta G_{квд}$	$\Delta \eta_{квд}$	$\Delta A_{твд}$	$\Delta \eta_{твд}$
1	0,04	$\bar{\alpha}_j = 1$	0,0151	0,0150	–0,0279	–0,0166	–0,0017	– 0,0184
2	0,04	$\bar{\alpha}_{1,3} = 0, \bar{\alpha}_{2,4} = 1$	0,0151	0,0149	–0,0293	–0,0169	–0,0022	– 0,0188
3	0,04	$\bar{\alpha}_{1,2} = 0, \bar{\alpha}_{3,4} = 1$	0,0033	0,0012	–0,0304	–0,0418	0,0002	0,0014
4	0,04	$\bar{\alpha}_{1,2} = 1, \bar{\alpha}_{3,4} = 0$	0,0236	0,0235	–0,0281	–0,0037	–0,0042	– 0,0295
5	0,01	$\bar{\alpha}_j = 1$	0,0080	0,0043	–0,0297	–0,0333	–0,0007	– 0,0054
6	0,01	$\bar{\alpha}_{1,3} = 0, \bar{\alpha}_{2,4} = 1$	0,0075	0,0035	–0,0298	–0,0344	–0,0003	– 0,0044

Примечание: моделируемые параметры $\Delta G_{квд} = -0,03$ и $\Delta \eta_{квд} = -0,04$.

Расчет 4 иллюстрирует случай, когда неправильно определены «существенные» параметры (регуляризуются именно те параметры, изменение которых моделируется). Видно, что оценка некоррелированных параметров $\Delta G_{квд}$ и $\Delta A_{твд}$ практически не изменилась, в то время как коррелированные параметры поменялись кардинально.

5.4. О точности результатов статистических испытаний

Понимая, что результаты статистических расчетов зависят от конкретной реализации используемых случайных чисел, наиболее важные расчеты повторялись при другой реализации и оценивались собственные ошибки тестирования. Оказалось, что эти ошибки были всегда меньше анализируемых эффектов и не меняли выявленных тенденций в поведении оценок.

Кроме того, расчетные значения параметров Θ_j ,

определенные без учета шума измерений (раздел 4), сопоставлялись со средними значениями этих параметров, полученными в тех же условиях с учетом шума (пункт 5.1). Оказалось, что эти величины во всех сравниваемых вариантах полностью совпадали, следовательно, ввод шума измерений не повлиял на поведение средних значений оценок.

Заключение

Обобщая приведенный выше анализ возможностей применения регуляризации при идентификации нелинейной термогазодинамической модели ГТД, можно констатировать, что регуляризация может быть полезной, например, в случаях нестабильности исходной процедуры идентификации, при большом числе оцениваемых параметров, при наличии сильно коррелированных оценок.

Однако, обращаясь к регуляризации, следует соблюдать осторожность. Ведь несмещенные оценки даже при большом их размахе в среднем сходятся к истинным значениям и, повторяя эксперимент и идентификацию многократно, можно определить это значение с высокой точностью. Вносимые же регуляризацией смещения на практике определить сложно. Поэтому предпочтительным является использование малых значений коэффициентов регуляризации, когда смещением оценок еще можно пренебречь.

Перед практическим применением регуляризирующей процедуры, например, в автоматизированной системе диагностирования следует повторить описанное в данной статье статистическое тестирование, но уже в конкретных условиях применения. Это позволит более надежно выбрать оптимальный коэффициент регуляризации и оценить точность результатов идентификации.

В приведенных исследованиях одна и та же математическая модель используется дважды: сначала при моделировании измеряемых параметров, затем непосредственно в процедуре идентификации, т.е. принимается, что собственные ошибки модели равны нулю. Поэтому представляется необходимым выполнить дополнительные исследования влияния погрешностей модели и продолжить проверку регуляризирующей процедуры идентификации на реальных данных.

Литература

1. Saravanamottoo H.I.H., MacIsaac B.D. Thermodynamic models for pipeline gas turbine diagnostics // ASME Journal of Engineering for Power, Vol. 105. – P. 875 – 884. – ASME Paper No.83-GT-235.
2. Методы оптимизации при доводке и проектировании газотурбинных двигателей. – М.: Машиностроение, 1979. – 181 с.
3. Benvenuti Erio. Innovative gas turbine performance diagnostics and hot parts life assessment techniques // Proceedings of the Thirtieth Turbomachinery Symposium. – Texas A&M University, 2001. – Texas, P. 23 – 31.
4. Tsalavoutas A., Mathioudakis K., Aretakis N., Stamatis A. (2000). Combined advanced data analysis method for the constitution of an integrated gas turbine condition monitoring and diagnostic system. // IGTI/ASME Turbo Expo. – Munich, Germany. – 8 p. – ASME Paper 2000-GT-0034.
5. Yepifanov S., Loboda I. Gas path model identification as an instrument of gas turbine diagnosing // IGTI/ASME Turbo Expo International Technical Congress "Power for Land Sea & Air 2003". – Atlanta, Georgia, USA. – June 16-19, 2003. – 6 P. – ASME Paper No. GT2003-38365.
6. Yepifanov S., Loboda I., Feldshteyn Y.. Statistical testing of dynamic model identification procedure for gas turbine diagnosis // Aerospace Technics and Technology. Journal: – National Aerospace University, Kharkov, Ukraine, 2003. – Issue 7 (42). – P. 122 – 128, ISSN 1727-7337.
7. Алгоритмы и программы восстановления зависимостей / Под ред. В.Н. Вапника. – М.: Наука, 1984. – 816 с.

Поступила в редакцию 23.05.2005

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Д.Ф. Симбирский, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.

* Работа выполнена при поддержке Национального политехнического института, Мексика, проект №20050709