

СОВРЕМЕННЫЕ КОНЦЕПЦИИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕИСПРАВНОСТЕЙ ДВИГАТЕЛЕЙ: ПРОБЛЕМЫ И РЕШЕНИЯ

Компания ALD, Израиль:
Зигмунд Блувбанд, президент
Сергей Пороцкий, главный научный сотрудник
Димент Гершман, начальник отдела силовых установок

Подходы поддержания работоспособности двигателей, как известно, могут быть поделены на две базовые категории: профилактическое техническое обслуживание (Preventive Maintenance) и ремонтное тех. обслуживание (Corrective Maintenance). Подходы ремонтного тех. обслуживания (ТО) используются после того, как двигатель достиг специфичного неработоспособного состояния, в то время как подходы профилактического ТО предназначены для использования до возникновения неисправности - именно с целью предотвращения возможной неисправности. Хорошо известно, что, в принципе, подходы профилактического ТО по критерию "эффективность/стоимость" могут быть гораздо более эффективными по сравнению с подходами ремонтного ТО. В свою очередь, подходы профилактического ТО могут быть разделены на две группы:

1. Плановое ТО (Time-Directed Policy).
2. ТО по текущему состоянию (Condition-Based Maintenance).

Плановое ТО предусматривает его проведение в заранее выбранные временные интервалы, независимо от технического состояния конкретного двигателя

Концепция ТО по текущему состоянию двигателя отличается от планового ТО тем, что основывается на необходимости поддержания конкретного двигателя в рабочем состоянии, а не зависит от заранее составленного плана или графика. Ее цель состоит в том, чтобы сократить общие расходы на содержание двигателя. Такая стратегия ТО возможна благодаря прогнозированию работы двигателя на основе оценочных испытаний и показаний встроенных датчиков. ТО по текущему состоянию определяет временные интервалы всех видов инспекций и диагностики, исходя из технического состояния анализируемого двигателя.

Очевидно, что "в принципе" (при условии разработки эффективных алгоритмов анализа и предсказания состояния двигателя) подходы ТО по текущему состоянию являются намного более гибкими и эффективными по сравнению с плановым ТО.

Первые подходы к ТО по текущему состоянию появились достаточно давно. Уже в 1992 г. Зуль и Блувбанд (разработка велась компанией ALD) предложили подход к ТО по текущему состоянию, исходя из предсказания случайного процесса для устройства, однако лишь с одним критическим параметром - например, глубиной износа протектора для шин автомобилей [1]. Первые алгоритмы ТО по текущему состоянию позволяли обычно учитывать только значения одного отдельного критического параметра, и были недостаточно неприменимы для сложных систем с множеством параметров.

В последние годы было разработано много методов, которые получили общее название PHM (Prognostics and Health Management). Эти методы могут использоваться как для прогнозирования работоспособности двигателя, так и для диагностики его неисправности, могут быть типа "чёрного ящика" или "белого ящика" и т.д. Необходимо отметить, что использование методов PHM тесно связано с датчиками для отслеживания состояния и работы систем. Современные двигатели снабжены десятками датчиков для контроля и мониторинга многочисленных подсистем (компрессоров, турбин и т.д.), что делает их идеальными кандидатами на применение методов PHM.

Двумя основными задачами методов PHM являются прогнозирование неисправности (Failure Prognostics), которое производится

до появления неисправности, и диагностика неисправности (Failure Diagnostics), которая производится после появления неисправности. В настоящей статье будут рассмотрены только вопросы прогнозирования неисправности двигателя. Основной задачей прогнозирования неисправности является определение остаточного ресурса устройства - RUL (Remaining Useful Life). В зависимости от того, на чём основана методика прогнозирования - на моделировании детальных особенностей рассматриваемого устройства или статистических (history) данных, эти методики делятся на:

- методики "белого ящика" - основанной на использовании соответствующей модели (model-based), или на понимании физики явления (physics-based);
- методики "чёрного ящика" - основанной на соответствующей статистической обработке полученных данных и, как следствие, построения динамической системы выводов и принятия решений (data-driven, model-free);

- комплексной методики, сложенно сочетающей обе упомянутые.

В настоящей статье будет рассмотрен только подход, основанный на статистической обработке данных. Компания ALD уже более 20 лет занимается (и довольно успешно, по нашему мнению и мнению наших заказчиков и партнеров) развитием и применением продвинутых (advanced) статистических и комплексных методик.

В последние десятилетия было разработано много математических моделей и методов управляемого обучения (supervised learning). Они позволяют эффективно решать задачи прогнозирования времени выхода из строя двигателя на основе сопоставления трасс измерения его датчиков (от начала работы до текущего момента) с ранее собранными трассами измерения датчиков других двигателей. К таким моделям можно отнести, например, нейронные сети [2], Support Vector Machine (SVM) [3], Relevance Vector Machine (RVM) [4] и др. Специфика применения этих методов при решении конкретных задач определяется особенностями статистической информации, являющейся основой для прогнозирования.

Рассмотрим эти характерные особенности на двух примерах текущих задач наших заказчиков и партнеров, принимая во внимание их типичность и типичность соответствующих им статистических наборов, являющихся характерными представителями распространенных на практике задач:

- а. Задача прогнозирования остаточного ресурса авиационных двигателей [5].
- б. Задача прогнозирования остаточного ресурса жизни подшипников [6].

Статистика по авиадвигателям включала в себя временные трассы (time-series) по ряду датчиков, соответствующие 218 двигателям. По каждому отдельному двигателю во время его работы периодически измерялись 24 параметра с помощью соответствующих датчиков, из них три параметра соответствовали текущим условиям эксплуатации двигателя (высота и скорость полёта, режим работы двигателя), а оставшиеся 21 параметр соответствовали непосредственно состоянию двигателя, как-то - температура отдельных подсистем (турбины и компрессора низкого давления, турбины и компрессора высокого давления и т.д.), уровень давления, скорость вращения вала и т.д.

Статистика по подшипникам включала в себя трассы измерения

отдельных параметров по времени, соответствующие 17 подшипникам. По каждому отдельному подшипнику во время его работы с помощью специальных датчиков измерялись 3 параметра (горизонтальная и вертикальная вибрация, а также температура). Условия работы отдельного подшипника в течение эксперимента не менялись.

До применения непосредственно методов прогнозирования остаточного ресурса RUL практически всегда необходимо произвести предварительную обработку имеющейся статистической информации. Она может включать в себя несколько задач.

1. Группировка статистики по кластерам (Clustering)

Исходная статистика (даже в пределах одного конкретного устройства) может соответствовать различным условиям работы. Например, в [5] некоторые измерения производились на этапе "запуск двигателя" (take-off), другие - на этапе "набор высоты" (climbing) или "снижение" (descent) и т.д. Очевидно, что некорректно сопоставлять между собой показания датчиков двигателей, соответствующие различным этапам полёта. Поэтому, для этой статистики предварительно необходимо произвести "кластеризацию" - распределить всю собранную статистику по нескольким различным группам, например, соответствующим различным этапам полёта самолёта. В рассматриваемом примере количество кластеров равно 6. Для решения этой задачи следует использовать широко известные методы кластерного анализа [7].

С другой стороны, если в течение периода сбора статистики по определённому устройству, условия его работы не менялись, необходимости в кластеризации нет. Например, при сборе статистики [6] условия работы для каждого подшипника заранее фиксировались (они соответствовали скорости вращения вала и силе давления на вал) и не менялись в ходе эксперимента.

2. Сглаживание статистики (Smoothing)

Обычно статистика измерений, используемая для прогнозирования RUL, является сильно зашумлённой - как вследствие погрешности измерений, так и вследствие некоторой "косвенности" измерений. Под последним мы имеем в виду невозможность непосредственно измерить интересующие нас параметры (например, силу удара шарика о кольцо подшипника или температуру внутри компрессора двигателя), вследствие чего измеряются лишь некоторые "косвенные" показатели, как-то "суммарная вертикальная или горизонтальная компонента вибрации подшипника вследствие удара всех шариков", "температура на входе и на выходе компрессора" и т.п. Типичный график измерения одного из датчиков авиадвигателя в зависимости от номера полёта приведен на рис. 1.

Если на вход моделей прогнозирования RUL мы подадим такую исходную статистику без предварительной обработки, то получим парадоксальный результат: например, для полёта номер 200, исходя из данных измерений, RUL прогнозируется как 50 полётов, а через какое-то время для полёта номер 202 - RUL прогнозируется как 60 полётов!

Т.е. после большой наработки и соответственного износа, ресурс увеличивается - вместо того, чтобы уменьшаться?

Чтобы избежать такой неправоподобной ситуации, исходную статистику необходимо сгладить, т.е. привести её к виду, характеризующему монотонное возрастание (или убывание) показаний каждого датчика для каждого конкретного тестируемого экземпляра устройства, что отвечает физической сущности старения (износа) устройства.

Приведение исходной статистики к монотонному виду производится на основе решения задачи нелинейной регрессии. Обычно используются два типа сглаживающих функций:

1. Полиномиальные, имеющие вид $F(t) = A + B \cdot t^C$.
2. Экспоненциальные, имеющие вид $F(t) = A + B \cdot e^{Ct}$.

В этих выражениях t есть ресурс устройства с момента его эксплуатации (в часах, полётах, циклах измерения и т.д.); A , B и C - неизвестные параметры, определяемые в ходе решения задачи нелинейной регрессии.

Таким образом, сглаживающая функция имеет три параметра,

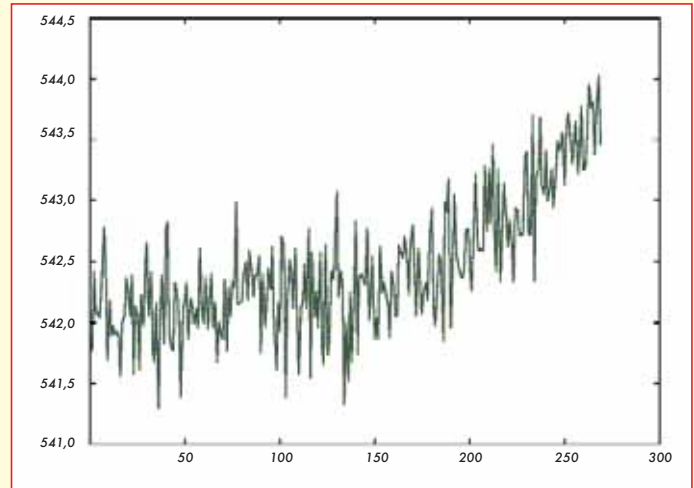


Рис. 1. Типичный график поведения результата измерения температуры на выходе датчика температуры компрессора двигателя в зависимости от номера полёта

которые должны быть определены на основе, например, минимизации среднеквадратичного отклонения значений сглаживающей функции от реальных значений измерений. Многолетний опыт ALD в многочисленных проектах данного типа показал, что для определения неизвестных значений целесообразно использовать методы глобальной оптимизации, в частности, метода кросс-энтропии (Cross-Entropy). Первоначально этот метод был разработан для дискретной оптимизации [8], но затем был успешно распространён на оптимизацию непрерывных мульти-модальных функций [9, 10].

Например, для статистики, приведённой на рис. 1, применение данного метода дало следующие значения параметров, применительно к полиномиальному сглаживанию

$$A = 642, B = 3e^{-7}, C = 2,74.$$

Вид сглаживающей функции приведён на рис. 2.

После проведения сглаживания, для полученных данных можно применить указанные выше методы управляемого обучения, решая в ходе него такие вопросы, как уменьшение состава исходных параметров (первичный набор из 21 параметра является, как правило, избыточным), определение значений управляемых характеристик методов и т.д. [11].

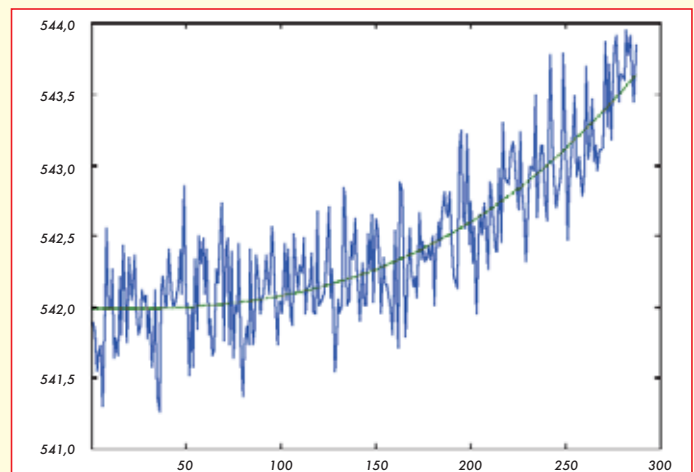


Рис. 2. Типичный график поведения результата измерения температуры на выходе датчика температуры компрессора двигателя в зависимости от номера полёта - до и после сглаживания

3. Аккумуляция предыдущих наблюдений (Accumulation)

К сожалению, далеко не все трассы измерений датчиков поддаются описанному выше сглаживанию. Данный подход приемлем только для показателей, которые по своей физической сути обладают ярко выраженной характерной тенденцией (характерным трендом). Именно в качестве примера отсутствия характерного тренда полезна задача (b.) прогнозирования RUL для подшипников [12].

Типичный график изменения вибрации в зависимости от време-

ни приведён на рис. 3. Видно, что поведение данного параметра не характеризуется наличием тренда - вплоть до последних моментов "жизни" подшипника (т.е. фактически вплоть до разрушения подшипника) никакого тренда не наблюдалось.

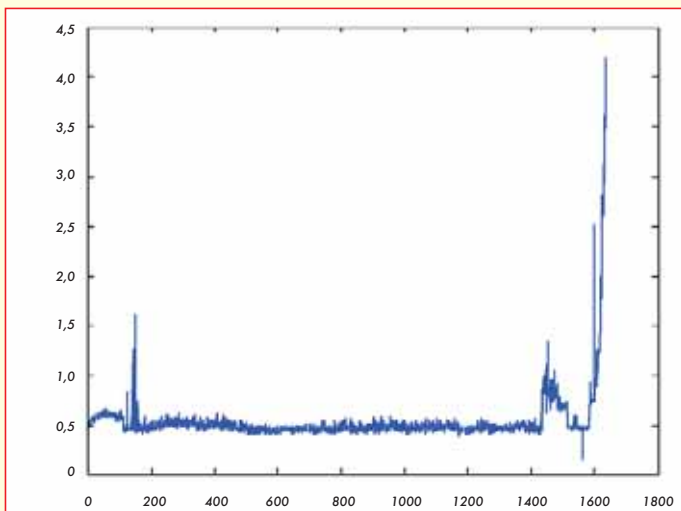


Рис. 3. График изменения вибрации подшипника с течением времени

В текущей статистике [6] значения вибрации измерялись акселерометром в единицах "g", где $g = 9,8 \text{ м/с}^2$. На основе физических соображений представляется целесообразным предположить, что текущее старение (degradation) подшипника в момент времени t пропорционально мгновенной силе, действующей на него в этот момент. В свою очередь, сила, действующая на подшипник (как на кольца, так и на шарики) пропорциональна ускорению. Таким образом, мгновенное старение подшипника в момент времени t пропорционально измеренной вибрации в данный момент, а суммарное старение подшипника с начала его работы до текущего момента времени пропорционально аккумулярованной вибрации.

Конечно, влияние аккумулярованной вибрации на износ подшипника не является равномерным в силу следующих причин:

- влияние более "поздней" вибрации (например, вибрации в момент времени "текущее время - 100") является более значимым, чем влияние более "ранней" вибрации (например, вибрации в момент времени "текущее время - 500"), т.е. влияние вибрации характеризуется эффектом "затухания";
- однократное влияние более сильной вибрации (например, вибрации в 10 g) более значимо нескольких более слабых вибраций (по сравнению, например, чем 10 раз подряд вибрация в 1 g);
- в силу конструктивных особенностей подшипника влияние горизонтальной и вертикальной вибрации могут существенно отличаться.

В статье [12] нами были предложены следующие выражения для учёта перечисленных выше особенностей:

1. Интегральная вибрация рассчитывается следующим образом

$$V = (wV_h^\lambda + (1 - w)V_v^\lambda)^{1/\lambda},$$

где V - значение интегральной вибрации;

V_v и V_h - измеренные значения вертикальной и горизонтальной вибраций;

w - удельный вес значимости горизонтальной вибрации по отношению к вертикальной вибрации;

λ - коэффициент полиномиальной аппроксимации.

2. Аккумулярованную вибрацию было предложено рассчитывать следующим образом

$$D(t) = \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{2560} F(V(i, j))R(i)/2560,$$

где F - функция, учитывающая влияние значения вибрации;

R - функция, учитывающая влияние времени измерения вибрации;

t и i - номера промежутков ("слотов") времени для рассматриваемого подшипника (каждый слот содержит 2560 измерений вертикальной и горизонтальной вибраций в течение интервала времени в 0,1 с);

j - номер измерения в i -м слоте ($j = 1 - 2560$);

$V(i, j)$ - значение интегральной вибрации на j -м измерении в i -м слоте;

t - номер текущего слота измерения.

В качестве возможных вариантов функции R рассматривались следующие:

1. Экспоненциальная
 $R(i) = e^{-\alpha(t-i)}$.
2. Нормализованная экспоненциальная

$$R(i) = t e^{-\alpha(t-i)} / \left(\sum_{i=1}^t e^{-\alpha(t-i)} \right).$$

3. Полиномиальная первого типа

$$R(i) = (i/t)^\alpha.$$

4. Полиномиальная второго типа

$$R(i) = (t - i + 1)^\alpha.$$

5. Нормализованная полиномиальная.

В качестве возможных вариантов функции F влияния значения вибрации рассматривались следующие:

- Полиномиальная: $F = V(i, j)^\beta$.
- Нормализованная полиномиальная: $F = \left(\sum_{j=1}^{2560} V(i, j)^\beta / 2560 \right)^{1/\beta}$.

Выбор видов функций F и R , а также управляемых параметров α , β , w и λ производился путём перекрестной валидации (кросс-валидации) на обучающей выборке - по одному из подшипников трассы условно считались неполными по времени, и значение его остаточного ресурса рассчитывалось (и далее сопоставлялось с известным), исходя из различных вариантов комбинаций управляемых характеристик (мета-параметров). Далее процедура повторялась для другого подшипника, и значение его RUL также вычислялось, исходя из различных вариантов комбинаций управляемых характеристик и т.д. Оптимальные значения видов функций и их управляемых характеристик выбирались так, чтобы минимизировать суммарную ошибку в вычислении RUL для всех подшипников из обучающей выборки.

Предложенный подход подтвердил свою состоятельность на основе конкретных расчётов.

Результаты, полученные на основе методологии разработанной компанией ALD, описанной вкратце выше, были наиболее точными по прогнозированию остаточного ресурса RUL каждого изделия в отдельности - и таким образом компания ALD заняла абсолютное первое место по итогам всемирного конкурса "IEEE PHM 2012 Prognostic Challenge" - как в категории "Академические научные учреждения", так и в категории "Производственные фирмы" [6]. При этом надо заметить, что участвовали самые передовые предприятия и университеты США и Европы (включая "Дженерал Электрик" - второе место по фирмам и др.).

Данный конкурс проводился IEEE (Международной ассоциацией инженеров по электронике и электротехнике) и французским научно-исследовательским институтом FEMTO-ST Institute (Besancon - France) с целью сопоставления различных подходов, математических моделей и методов по прогнозированию RUL. Исследователям были предоставлены полные трассы (т.е. от начала работы до возникновения отказа) по 6 подшипникам, отвечающим трём различным условиям эксплуатации. Целью исследований было определение RUL по другим 11 подшипникам, по которым были предоставлены лишь частичные трассы (т.е. от начала эксплуатации до некоторого промежуточного момента).

Предложенные фирмой ALD подходы в который раз продемонстрировали возможность их практического применения в двигателестроении и других отраслях, как на макроуровне (при рассмотрении устройств в целом), так и на уровне отдельных компонентов.

В связи с этим, внедрение методик, соразмерных с методикой, разработанной компанией ALD, и соответствующего программного обеспечения, позволяющих рассчитывать остаточный ресурс (и, что важно, с требуемой точностью!) для каждого отдельного изделия в эксплуатации, - является сегодня важной, насущной и актуальной задачей в области авиастроения вообще, и внедрения современных методов разработки и технического обслуживания авиационных двигателей в частности.



Литература

1. M. Zule and Z. Bluvband, "RCM policy: new method of residual lifetime prediction according to item's actual operating state", Reliability, Quality, Control and Risk Assessment, International Conference, Washington, 1992.
 2. Tian Z., Wong L. and Safaei N. A neural network approach for remaining useful life prediction utilizing both failure and suspension histories. Mechanical Systems and Signal Processing. Vol. 24, No. 5, pp. 1542 - 1555, 2010.
 3. Khawaja T. and Vachtsevanos G. A Novel Bayesian Least Squares Support Vector Machine based Anomaly Detector for Fault Diagnosis. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society, 2009 (PHM - 2009).
 4. Tipping M. Sparse Bayesian learning and the Relevance Vector Machine. Journal of Machine Learning Research, 1(3):211-244, 2001.
 5. PHM-2008. Prognostics Data Challenge Dataset. NASA Ames Research Center. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>
 6. IEEE PHM 2012 Prognostic Challenge. <http://www.femto-st.fr/f/d/IEEEPHM2012-Challenge-Details.pdf>

7. Мандель И.Д. Кластерный анализ. - М.: Финансы и статистика, 1988.
 8. R.Y. Rubinstein and D.P. Kroese "The Cross-Entropy Method: A unified approach to Combinatorial Optimization, Monte Carlo Simulation and Machine Learning", Springer-Verlag, 2004.
 9. D.P. Kroese, S. Porotsky and R.Y. Rubinstein "The Cross-Entropy Method for Continuous Multi-Extremal Optimization", Methodology and Computing in Applied Probability, 2006, 8(3): 383-407.
 10. D.P. Kroese, R.Y. Rubinstein, I. Cohen, S. Porotsky and T. Taimre "The Cross-Entropy Method", Encyclopedia of Operations Research and Management Sciences, Third edition, Springer-Verlag, 2012.
 11. Z. Bluvband and S. Porotsky. Tutorial. "Prognostics: God Is in Details". IEEE Conference on Prognostics and Health Management, Denver, 2012 (PHM- 2012).
 12. S. Porotsky and Z. Bluvband. Remaining useful life estimation for systems with non-trendability behaviour // IEEE Conference on Prognostics and Health Management, Denver, 2012 (PHM- 2012).

**30 лет мирового лидерства,
10 лет на российском рынке**



Партнер ГСС и Alenia в проекте Суперджет 100

УСЛУГИ, ПО, ОБУЧЕНИЕ

- ➔ **НАДЕЖНОСТЬ, ОТКАЗОБЕЗОПАСНОСТЬ**
- ➔ **АНАЛИЗ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ ПОДДЕРЖКИ**
- ➔ **ПРОГНОСТИКА**

ОТ РАЗРАБОТКИ ДО ЭКСПЛУАТАЦИИ ВАШЕГО ИЗДЕЛИЯ



ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ALD

RAM Commander
Оптимальный инструментарий: надежность и отказобезопасность

FavoWeb
Мировой стандарт мониторинга отказов в эксплуатации

D-LCC
Контроль стоимости жизненного цикла

Звоните нам сейчас Тел: +74991570880
www.aldservice.com

ING | AIRBUS | ALSTOM | AVIADVIGATEL | BAE | DEUTSCHE BAHN | EADS | EMBRAER | FAA | IAA | NASA | BO
FINMECCANICA | IKUT | LOCKHEED MARTINI | SUKHOI | SAABI | SELEX | UK | THALES | ALENIA SPACE | SATURN