

УДК 621.002:681.324

Е.Л. Первухина, профессор, д-р техн. наук,

П.К. Сопин, доцент, канд. техн. наук,

К.Н. Осипов, аспирант

Севастопольский национальный технический университет.

ул. Университетская 33, г. Севастополь, Украина, 99053

E-mail: root@sevgtu.sebastopol.ua

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ДВС В ХОДЕ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ИСПЫТАНИЙ

Предлагается методика прогнозирования диагностических параметров ДВС на стадии приемосдаточных и контрольных испытаний. Методика заключается в статистическом моделировании испытуемых ДВС и последующем использовании полученных моделей для прогнозирования значений исследуемых параметров.

Ключевые слова: *прогнозирование, испытания, ДВС.*

Стоимость и длительность производственных (приемосдаточных, контрольных) испытаний двигателей внутреннего сгорания (ДВС) составляют значительную долю затрат и сроков, необходимых для их изготовления. Решение проблемы сокращения сроков и снижение стоимости автоматизированных испытаний при обеспечении требований к уровню контроля качества ДВС сводится, в основном, к рациональной организации процесса обработки экспериментальной информации.

В современной научно-технической литературе [1–3] описано большое число методов неразрушающего контроля ДВС и процедур анализа измерительной информации с целью оценки и прогноза их технического состояния. Однако производственные испытания ДВС имеют свои особенности. С одной стороны, в серийном производстве приемосдаточным испытаниям подвергают все собранные изделия, количество которых при полной загрузке сборочного конвейера может достигать сотни тысяч изделий в год; изделия представляют сложные агрегаты с нестационарными рабочими процессами, на стадии испытаний существует недостаток априорной информации, по мере усложнения двигателей ужесточаются требования к точности и достоверности принимаемых решений о возможности их последующей эксплуатации.

До сих пор не решены задачи научно обоснованной оценки текущего технического состояния ДВС и остаточного ресурса, прогноза безаварийного срока службы [3]. С другой стороны, для сохранения уровня себестоимости двигателей испытания должны быть непродолжительными, количество измеряемых параметров ограничено, должны выполняться ограничения на используемые трудовые, временные, энергетические ресурсы. Поэтому для серийного производства двигателей необходимы специальные нетрудоёмкие алгоритмы и процедуры, создаваемые на базе новых методов идентификации стохастических динамических объектов, в том числе в условиях априорной неопределённости, позволяющие обрабатывать значительные потоки информации в реальном времени испытаний.

Цель работы – оценивание и прогнозирование многомерного случайного процесса изменения информативных диагностических параметров ДВС в ходе производственных испытаний с использованием адаптивного алгоритма, настраиваемого по текущим наблюдениям для достижения минимального расхождения между параметрами истинного вектора состояния и его оценки, анализируются свойства полученных оценок.

Техническое состояние двигателей отражают прямые параметры: соответствие или отклонение формы реальных поверхностей от номинальных; отклонения от округлостей; отклонения профилей продольных сечений цилиндрических поверхностей; отклонения от соосности, параллельности или перпендикулярности осей цилиндрических поверхностей к торцам, ошибки углового расположения деталей и т.п. [4].

Прямые параметры не могут быть измерены при неразрушающем (безразборном) контроле. Они функционально связаны с косвенными, или диагностическими, параметрами: крутящим моментом, часовым расходом топлива, температурой охлаждающей жидкости, углом опережения зажигания, давлением и температурой масла, температурой и составом отработавших газов. От конструкции зависят только число, размер цилиндров и тактность двигателей. Перечисленные диагностические параметры зависят от режима работы, но, главным образом, от технического состояния двигателей. Поэтому выводы о техническом состоянии испытуемых двигателей делают по результатам измерений диагностических параметров. Наиболее информативными являются параметры, определяющие главные характеристики функционирования двигателей: скоростные, нагрузочные, регулярные, многопараметрические, регулировочные, вибрационные, детонационные.

ДВС представляют непрерывные технологические объекты, однако диагностические параметры определяются только их дискретными значениями в заданные программой испытаний моменты времени. Анализ дискретных объектов и систем соответствует реальным техническим возможностям и может быть проведен различными методами [5]. Для этого необходимы модели, учитывающие действия случайных факторов, поскольку на детерминированные процессы и явления, определяющие состояние и, как следствие, функционирование двигателей, накладываются случайные возмущения.

В последние десятилетия наиболее популярным для решения сложных прикладных задач стал экспериментально-статистический подход, включающий целый ряд методов математико-статистического анализа [6, 7]. По словам акад. В.С. Пугачева, как отмечено в [7], «для построения моделей сложных систем приходится прибегать к экспериментальному исследованию самих систем или входящих в них подсистем и строить соответствующие модели путем статистической обработки полученных данных» [8, с. 351].

Для двигателей при сохранении численных значений главных параметров постоянными во времени режимы функционирования являются установившимися, например: когда момент сопротивления потребителя равен крутящему моменту; когда давление воздуха во впускном коллекторе постоянно; когда постоянно давление отработавших газов в выпускном коллекторе. Обобщенная зависимость эффективной мощности от диагностических параметров при установившемся режиме

$$N_e = f(M_o, \omega_o, p_{KO}, \alpha_o, \dots)$$

может быть интерпретирована многомерной поверхностью, каждая точка которой определяется совокупностью конкретных значений параметров, определяющих режим. При моделировании тогда учитывают не все возможные, а только информативные параметры [9]. Линейная модель испытуемого двигателя по i компоненте вектора состояний x^o описывает касательную плоскость $\dot{x}_i^o = \phi_i^o [x^o, u^o]$ к соответствующей поверхности его обобщенной динамической характеристики и задается уравнением в отклонениях

$$\Delta \dot{x}_i^o = a_i^o \Delta x_i^o + b_i^o \Delta u_i^o,$$

где $\Delta x_i^o = x_i^o - x^o$, $\Delta u_i^o = u_i^o - u^o$ – отклонения переменных состояния и возмущений от заданной точки (x_i^o, u_i^o) ; (a_i^o, b_i^o) – коэффициенты касательной плоскости. Для повышения точности вычисления коэффициентов модели производные параметров рабочего процесса объекта исключают из уравнения. Замена производной $\Delta \dot{x}^o$ на $\frac{[\Delta x^o(t_{i+1}) - \Delta x^o(t_i)]}{\Delta t}$ приводит к дискретным уравнениям

$$\Delta x_{i+1} = A \Delta x_i + G \Delta u_i,$$

$$\Delta y_i = B \Delta x_i + H \Delta v_i.$$

Такая многомерная дискретная стохастическая система отличается простотой: интерпретации случайных последовательностей меняющихся значений параметров; адекватностью дискретных во времени алгоритмов вычислительным процессам разностных схем; экономией времени вычислений. Главное преимущество модели заключается в возможности оперативного оценивания и прогнозирования вектора состояния с использованием алгоритмов адаптивной фильтрации.

Рассмотрим вектор $z_t = (Z_{1,t}, \dots, Z_{n,t})^T$, $t = 1, \dots, T$, $n = 1, \dots, 3$, содержащий в момент времени t диагностические параметры, определяющие токсическую и специальную характеристики карбюраторного двигателя ВАЗ 21081: часовой расход топлива, Gt (кг/ч); содержание СО (1/млн); угол опережения зажигания θ (град). Параметры отражают общее состояние системы питания и качество произведенных регулировочных работ, соответствие собранных агрегатов нормам экологической безопасности, экономичности.

Эмпирическая модель для новых процессов $x_t = \Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$ построена по алгоритму, подробно описанному в [10], а затем представлена в пространстве состояний [5]. Модель включает уравнение состояния

$$x_t = \Pi_0 + A x_{t-1} + \omega_{t-1}, \quad (1)$$

где $x_t = \begin{pmatrix} \Delta \theta_t \\ \Delta Gt_t \\ \Delta CO_t \end{pmatrix}$, $(\omega_{t-1})^T = [\varepsilon_t \ 0 \ \dots \ 0]$ – вектор шума размером 3×1 , $\Pi_0 = \begin{pmatrix} 0,001 \\ -0,004 \\ -0,009 \end{pmatrix}$ – 3×1 матрица-

столбец эмпирических коэффициентов, $A = \begin{pmatrix} 0,871 & -0,04 & 0,006 \\ 0,317 & 1,087 & -0,014 \\ 0,437 & 0,244 & 0,918 \end{pmatrix}$ – квадратная 3×3 матрица перехода состояний, и уравнение наблюдений

$$y_t = Bx_t. \quad (2)$$

Здесь y_t есть 3×1 вектор наблюдения, $B = [I_3 \ 0 \ \dots \ 0]$ – 3×3 матрица наблюдения, I_3 – единичная матрица размерности 3×3 .

Система (1), (2) является наблюдаемой, т.к. $n \times nm$ – матрица

$$\left[B^T \mid A^T B^T \mid \dots \mid (A^T)^{n-1} B^T \right] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0,87 & 0,31 & 0,43 & 0,74 & 0,61 & 0,85 \\ 0 & 1 & 0 & -0,04 & 1,086 & 0,24 & -0,07 & 1,16 & 0,47 \\ 0 & 0 & 1 & 0,006 & -0,014 & 0,918 & 0,011 & -0,026 & 0,84 \end{bmatrix}$$

для заданных A и B имеет ранг $n = 3$ согласно [4].

Для получения сглаженных текущих и будущих значений вектора состояния по результатам наблюдения за системой использован адаптивный алгоритм [11]. В отличие от оптимальных алгоритмов, данный алгоритм является робастным по отношению к выборочным значениям коэффициентов модели (1), (2) и вероятностным характеристикам шумов. В качестве критерия оценивания используется информационное расхождение Кульбака-Лейблера [12] между параметрами распределения истинного вектора состояния и его оценки. Алгоритм является сходящимся, при появлении каждого нового наблюдения (измерения) оценка корректируется, сообщая минимум указанному критерию качества.

Уравнения алгоритма для определения априорной и апостериорной оценок совпадают с аналогичными уравнениями известного алгоритма оценивания – оптимального дискретного фильтра Калмана:

$$\hat{x}_{t/t-1} = A\hat{x}_{t-1}, \quad (3)$$

$$\hat{x}_{t/t} = \hat{x}_{t/t-1} + K_t(y_t - B\hat{x}_{t/t-1}), \quad (4)$$

$$\hat{x}_{t+1/t} = A\hat{x}_{t/t-1} + K_t z_t. \quad (5)$$

Здесь $\hat{x}_{t/t-1}$ – априорная (прогнозная) оценка вектора состояния x_t по наблюдениям $y_{t-1}, \dots, y_0$, $\hat{x}_{t/t}$ – скорректированная оценка x_t по наблюдениям $y_t, y_{t-1}, \dots, y_0$, $z_t = y_t - B\hat{x}_{t/t-1}$ – остаточные члены, или невязка; K_t – матрица коэффициентов. Недостатком оптимального фильтра Калмана является необходимость точных значений ковариаций вектора состояния и шума. В алгоритме, использующем в качестве критерия оценивания информационное расхождение Кульбака-Лейблера, матрица K_t определяется следующим образом

$$K_t = A\hat{\Sigma}_{t-1}A^T B [BA\hat{\Sigma}_{t-1}A^T B^T + T_t]^{-1}. \quad (6)$$

В отличие от оптимального дискретного фильтра Калмана, выражение (6) не содержит неизвестные действительные значения ковариационных матриц вектора состояния и шумов, однако содержит доступную информацию о наблюдениях за системой в виде выборочных значений ковариационных матриц наблюдения T_t и оценки вектора состояния $\hat{\Sigma}_t$.

Алгоритм (3) – (6) реализован на ЭВМ с использованием программного обеспечения Maple в среде Windows. Измеренные и прогнозные значения диагностических параметров ДВС изображены на рисунке 1, демонстрирующем их хорошее совпадение. Ошибки оценивания имеют распределение, близкое к нормальному. Коррелированность ошибок оценивания для параметров Gt и CO (рисунок 3), а также небольшое смещение их средних значений объясняется неточностями их измерений.

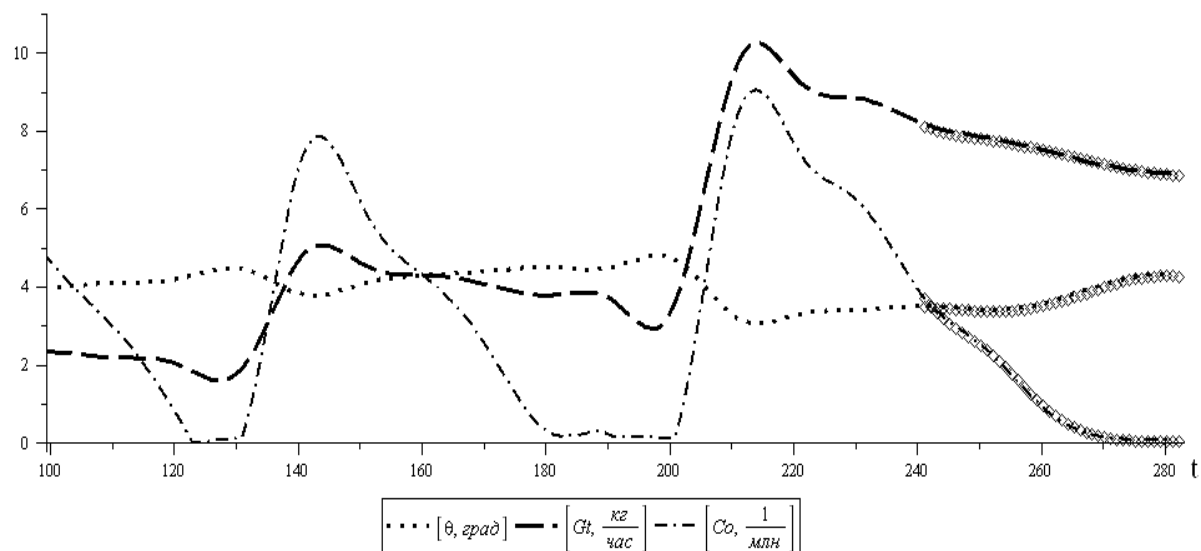


Рисунок 1 – Многомерный случайный процесс измеренных и прогнозируемых значений диагностических параметров ДВС

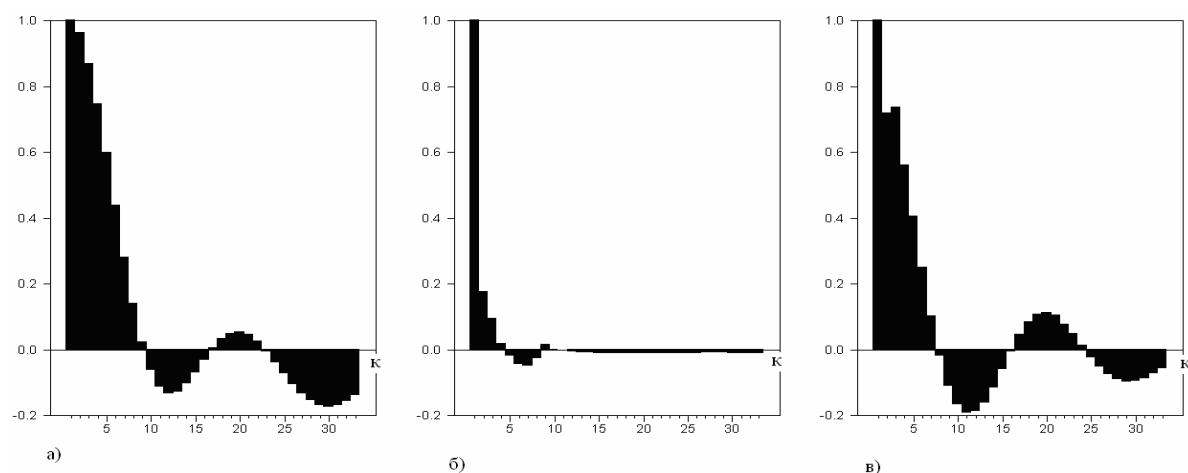


Рисунок 2 – Графики автокорреляционной зависимости ошибок оценивания:
а) Gt ; б) θ ; в) Co

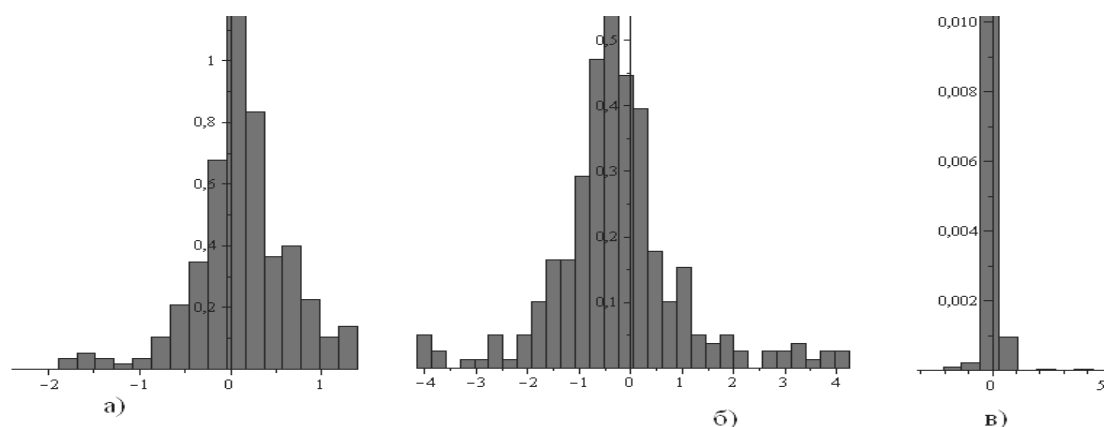


Рисунок 3 – Гистограмма ошибок оценивания: а) Gt ; б) θ ; в) Co

При повышении точности измерений ошибки оценивания прогнозных значений изучаемых величин становятся независимыми, их среднее значение – нулевым. Прогнозные и реальные значения для сравнения представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Сравнение прогнозных и реальных значений

Величина \ момент времени	$t - 1, c$	t, c	$t + 1, c$
Измеренное значение выходных параметров ДВС	$\begin{bmatrix} 6,91 \frac{кг}{час} \\ 4,314 град \\ 0,084 \frac{1}{млн} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 6,91 \frac{кг}{час} \\ 4,311 град \\ 0,09 \frac{1}{млн} \end{bmatrix}$	—
Прогнозное значение выходных параметров ДВС	$\begin{bmatrix} 6,91 \frac{кг}{час} \\ 4,318 град \\ 0,079 \frac{1}{млн} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 6,89 \frac{кг}{час} \\ 4,310 град \\ 0,08 \frac{1}{млн} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 6,89 \frac{кг}{час} \\ 4,290 град \\ 0,082 \frac{1}{млн} \end{bmatrix}$
Ошибка прогнозирования, %	$\begin{bmatrix} 0 \\ 0,09 \\ 5,9 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,28 \\ 0,02 \\ 10 \end{bmatrix}$	—

Учитывая проанализированные особенности испытаний ДВС и недостаток априорной информации о вероятностных характеристиках параметров испытуемых изделий прогнозирование значений параметров целесообразно проводить с помощью адаптивных алгоритмов фильтрации, корректирующих оценки по мере поступления новых наблюдений, на базе моделей, учитывающих причинно-следственные зависимости между параметрами.

В перспективе описанная методика может быть применена для оценки текущего состояния ДВС с целью выявления вероятности безотказной работы до конца срока службы.

Бibliографический список

1. Ключев В.В. Неразрушающий контроль и диагностика. Справочник / В.В. Ключев, Ф.Р. Соснин, А.В. Ковалев и др.; под общ. ред. В.В. Ключева. — М.: Машиностроение, 2005. — 656 с.
2. Галеев А.Г. Эксплуатация стендов для испытаний ракетных двигательных установок / А.Г. Галеев. — М.: Изд-во МАИ-Принт, 2008. — 96 с.
3. Пронякин В.И. Проблемы диагностики циклических машин и механизмов / В.И. Пронякин // Измерительная техника. — 2008. — № 10. — С. 9–13.
4. Пашков Е.В. Технологические основы обработки точением тонкостенных цилиндрических деталей / Е.В. Пашков. — Севастополь: ЯИзд-во СевГТУ, 2000. — 425 с.
5. Стрейц В. Метод пространства состояний в теории дискретных линейных систем управления / В. Стрейц. — М.: Наука, 1985. — 296 с.
6. Павленко Е.А. Статистические методы диагностирования технического состояния автомобильных транспортных средств / Е.А. Павленко // Автомобильная промышленность. — 2009. — № 7. — С. 29–30.
7. Радченко С.Г. Устойчивые методы оценивания статистических моделей / С.Г. Радченко. — К.: Санспарель, 2005. — 504 с.
8. Пугачев В.С. Теория вероятностей и математическая статистика: учеб. пособие / В.С. Пугачев. — 2-е изд-е. — М.: Физматлит, 2002. — 296 с.
9. Идентификация и диагностика в информационно-управляющих системах авиакосмической энергетики / Б.В. Боев, В.В. Бугровский, М.П. Вершинин [и др.]. — М.: Наука, 1988. — 168 с.
10. Первухина Е.Л. Статистическое моделирование машиностроительных изделий по диагностическим параметрам / Е.Л. Первухина, В.В. Голикова, П.К. Сопин // Проблемы машиностроения и надежности машин. — 2008. — № 6. — С. 89–95.
11. Первухина Е.Л. Использование информационной меры в процедурах оценки дискретных стохастических систем при неизвестных ковариациях шумов / Е.Л. Первухина // Известия РАЕН, серия МММИУ. — 1999. — Т. 3. — № 3. — С. 100–106.
12. Pervukhina E. Adaptive time series filters obtained by minimization of the Kullback-Leibler divergence criterion / E. Pervukhina, J.-F. Emmenegger // International Journal of Applied Mathematics. — 2005. — Vol. 17. — № 1. — P. 69–89.

Поступила в редакцию 21.03.2010 г.