

## СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ ТЕХНИЧЕСКОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ АВТОМОБИЛЬНЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ТЕОРИИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

А.А. Обозов, д.т.н., В.И. Таричко, асп.  
Брянский государственный технический университет

Представлены методические основы построения алгоритмов диагностики неисправностей двигателей автотракторного типа с применением методов статистической теории распознавания образов. Рассмотрен частный случай распознавания нарушения герметичности камеры сгорания на примере автомобильного карбюраторного двигателя ГАЗ-52 (6Ч 8,2/11) для режима стартерной прокрутки.

В Транспортной стратегии Российской Федерации на период до 2030 г. предусматривается техническое перевооружение транспортной отрасли страны, направленное на обновление парка транспортных средств, созданных с применением современных наукоемких технологий. При этом особенно отмечается важность разработки принципиально новых комплексных систем диагностики транспорта. Актуальность совершенствования диагностики поршневых двигателей определяется объективными тенденциями развития транспортной отрасли, сопровождающимися непрерывным увеличением числа эксплуатируемых двигателей, расширением их номенклатуры, усложнением и разнообразием конструктивных элементов, различием условий функционирования.

Стремительное развитие вычислительной техники привело к внедрению бортовых, стационарных и комбинированных систем технического диагностирования ДВС. В [1] показано, что практический опыт разработки систем диагностики поршневых двигателей свидетельствует о необходимости применения качественных алгоритмов для проведения достоверной оценки технического состояния конструктивных элементов ДВС. Однако традиционный подход при построении алгоритмов диагностирования, связанный с применением таблиц функций неисправностей, привел к тому, что разработанные системы диагностики поршневых двигателей не получили широкого распространения, хотя и являются в своем большинстве уникальными [2]. При этом подобные методики, основанные на применении полей допусков на диагностические параметры,



не учитывают в явном виде вероятностно-статистической природы взаимосвязи параметров в двигателе, что приводит к ошибкам распознавания технического состояния при резком изменении внешних влияющих факторов (климатических условий, типа топлива) даже для двигателей однопородных марок. Необходимы универсальные алгоритмы, обладающие гибкостью при решении прикладных задач, не нуждающиеся в длительном времени для разработки, исключают субъективный фактор при оценке технического состояния.

В настоящее время отечественными и зарубежными учеными ведутся интенсивные исследования, направленные на создание принципиально новых систем технического диагностирования поршневых двигателей, основанных на современных представлениях в области искусственного интеллекта, многомерной статистики. В ряде работ предложены пути решения задач диагностики новейшими алгоритмами теории информации. К их числу относятся методики, основанные на поисковых алгоритмах идентификации с адаптивной моделью [3], искусственных нейронных сетях [4–6], кластерном анализе [7], нечеткой логике [8, 9]. При этом исследователями отмечаются определенные ограничения при настройке подобных систем вследствие необходимости полноты картины диагностической информации за счет большого числа диагностических параметров.

Качественно отличной является методика решения задач технического диагностирования,

основанная на положениях направления технической кибернетики — статистической теории распознавания образов (СТРО). Прикладные аспекты теории уже нашли широкое применение во всех сферах жизнедеятельности и используются для распознавания объектов (распознавание текста, речи, изображений; медицинская диагностика) независимо от их физической природы. Эффективность применения алгоритмов СТРО для решения задач технической диагностики поршневых двигателей была отмечена в научно-технической литературе [10]. Однако применение данных алгоритмов до недавнего времени было затруднено. Впервые методология практического применения статистической теории распознавания образов для решения проблемы технического диагностирования малооборотных дизелей (МОД) была представлена в [11]. Алгоритмы диагностики, построенные на основе СТРО, позволили получить универсальный подход для оценки технического состояния топливоподающей аппаратуры МОД. При этом качественная диагностика возможна за счет минимального числа диагностических параметров.

Проведенное математическое моделирование исследуемого двигателя ГАЗ-52 [12] показало, что степень герметичности камеры сгорания (одного из важнейших узлов, определяющих надежность двигателя) однозначно характеризуется максимальным давлением сжатия  $p_{\max}$  в цилиндре. На основе моделирования также было установлено, что наиболее информативными режимами для оценки нарушения герметичности КС являются стартерная прокрутка и холостой ход. При этом было определено, что характерные точки на линии сжатия также могут приниматься в качестве диагностических параметров. Данный подход широко применяется в исследованиях [13].

На разработанном и созданном авторами экспериментальном стенде в лаборатории ДВС Брянского государственного технического университета на указанных режимах работы двигателя был проведен комплекс натурных испытаний, связанный с получением статистического объема диагностической информации, содержащей связь между параметрами технического состояния двигателя и диагностическими параметрами. Эксперименты проводились с использованием современной измерительной аппаратуры (датчик давления в цилиндре производства отечественного научно-производственного предприятия АСЕ; штатный датчик давления во впускном патрубке для автомобилей ГАЗ; оптический датчик отметки ВМТ; промышленный АЦП ЛА-20 USB производства «Руднев—Шиляев»), а также с применением разработанной авторами автоматизированной системы сбора и обработки экспериментальных данных.

Для распознавания нарушения герметичности камеры сгорания на ранней стадии развития отказа использовался метод имитации неисправности на исследуемом двигателе. С этой целью был сконструирован специальный штуцер, вворачиваемый вместо свечи зажигания (деталь была изготовлена на высокоточном оборудовании Брянского автомобильного завода). На боковых гранях штуцера имеются отверстия для вворачивания набора винтов с калиброванными отверстиями с диаметрами  $d_{\text{вт}}$ . Исходя из специфики решаемой задачи, диаметры отверстий в винтах были выбраны согласно данным математического моделирования с тем, чтобы по результатам эксперимента получить классы исправного состояния (до 5 % снижения эффективной цилиндровой мощности), класс граничного состояния (5 %), классы неисправного состояния (более 5 %). В соответствии с этим был задан 21 вариант различных уровней утечек в диапазоне изменения параметра  $\Delta$  ( $\Delta_1 = 0$  мм, ..., 0,219 мм). Параметр  $\Delta$  представляет собой характеристический просвет между поршневым кольцом и втулкой цилиндра.

Экспериментальные исследования на режиме стартерной прокрутки осуществлялись при четырех положениях дроссельной заслонки, которые соответствовали различным значениям абсолютного давления во впускном патрубке: 0,64 бар (полностью закрытая дроссельная заслонка карбюратора); 0,75 бар; 0,85 бар; 0,95 бар (полностью открытая заслонка). Частота вращения вала двигателя на данном режиме равнялась  $n = 200$  об/мин.

На рис. 1 приведены индикаторные диаграммы, полученные на режиме стартерной прокрутки для всего заданного диапазона варьирования  $\Delta$

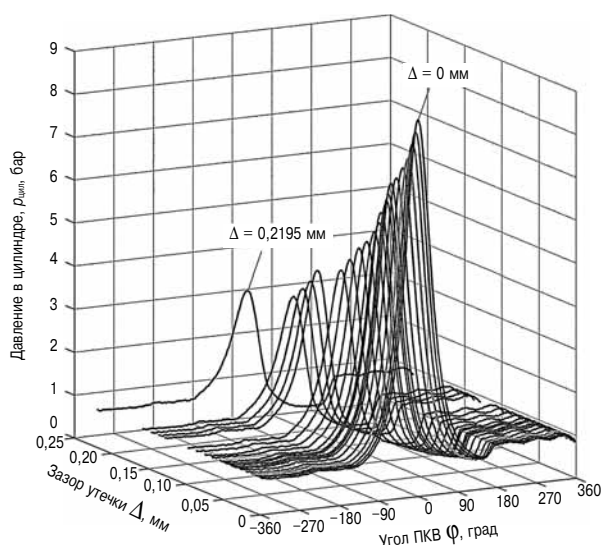


Рис. 1. Режим стартерной прокрутки, абсолютное давление во впускном патрубке  $p_{\text{вп}} = 0,85$  бар, частота вращения коленчатого вала  $n_{\text{дв}} = 200$  об/мин

( $\Delta_1 = 0, \dots, 0,219$ ) при абсолютном давлении во впускном патрубке  $p_{вп} = 0,85$  бар.

При давлениях  $p_{вп} = 0,64, 0,75, 0,95$  бар вид полученных диаграмм имеет схожий характер. При индицировании двигателя решалась задача получения необходимого статистического объема диагностической информации. Было принято, что для оценки технического состояния герметичности камеры сгорания ЦПГ достаточно данных по 40 циклам для каждого класса состояния. При этом системой в автоматическом режиме обрабатывались данные по каждому циклу и представлялись в табличном виде.

Аналогичная методика была применена при экспериментальных исследованиях рабочего процесса двигателя на режиме холостого хода. Индицирование осуществлялось без воспламенения топливно-воздушной смеси в исследуемом цилиндре при четырех положениях дроссельной заслонки, соответствующих различным значениям абсолютного давления на впуске:  $p_{вп} = 0,35$  бар (режим минимально устойчивой частоты вращения коленчатого вала,  $n_{дв} = 500$  об/мин);  $p_{вп} = 0,4$  бар ( $n_{дв} = 650$  об/мин);  $p_{вп} = 0,45$  бар ( $n_{дв} = 750$  об/мин);  $p_{вп} = 0,49$  бар ( $n_{дв} = 850$  об/мин).

Полученные экспериментальные данные представляют собой статистическую информацию, необходимую для построения алгоритмов технического диагностирования с использованием методов СТРО (линейный дискриминантный анализ, распознавание на основе применения теоремы Байеса).

Ограничимся рассмотрением построения алгоритма диагностики нарушения герметичности КС ЦПГ бензинового двигателя ГАЗ-52 только для режима стартерной прокрутки.

#### Построение алгоритма диагностики, основанного на применении линейного дискриминантного анализа

При разработке алгоритма технического диагностирования, основанного на линейном дискриминантном анализе, использовалась двумерная задача распознавания неисправности. То есть использовался вектор параметров рабочего процесса  $\{p_{\max}; p_{вп}\}$  для оценки технического состояния.

Решающее правило (алгоритм диагностирование) представляет собой логическое заключение на основе приведенного ниже неравенства (в левой части неравенства находится рассчитываемая дискриминантная функция):

$$x^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - \frac{1}{2} (\mu_1 + \mu_2)^t \times \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2) > (<) 0 \Rightarrow x \in \omega_1 (x \in \omega_2), \quad (1)$$

где  $\mu_1$  и  $\mu_2$  — векторы математических ожиданий распределений классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$ ;  $\Sigma$  — осредненная

матрица ковариаций признаков (компонентов вектора  $x$ ) классов;  $t$  — символ транспонирования матрицы;  $-1$  — символ обращения матрицы;  $x^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$  — линейная комбинация компонентов вектора наблюдения; величина  $-1/2 (\mu_1 + \mu_2)^t \Sigma^{-1} (\mu_1 - \mu_2)$  — свободный член дискриминантной функции.

Следует отметить, что при построении алгоритма диагностики с использованием линейного дискриминантного анализа (1) необходимо учитывать, что априори предполагалась «близость» или равенство ковариационных матриц. Поэтому при рассмотрении классов технического состояния с неравными ковариационными матрицами возможны ошибочные решения при распознавании неисправностей. Так, на рис. 2 представлены результаты расчета дискриминантной функции при распознавании классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$  для режима стартерной прокрутки, у которых ковариационные матрицы не равны. Как видно, в таком случае происходит ошибочное разделение классов технического состояния.

Ниже проиллюстрируем построение алгоритма диагностирования с применением дискриминантного анализа для случая, когда ковариационные матрицы классов «близкие». Для этого из класса неисправного состояния  $\omega_2$  выделим подкласс  $\omega'_2$  (см. рис. 2), у которого вариация диагностических параметров сходна по величине с вариацией параметров класса  $\omega_1$ .

Ниже приведен расчет и построение решающего правила для распознавания класса  $\omega_1$  и подкласса  $\omega'_2$ :

➤ вектор — столбец математических ожиданий диагностических параметров:

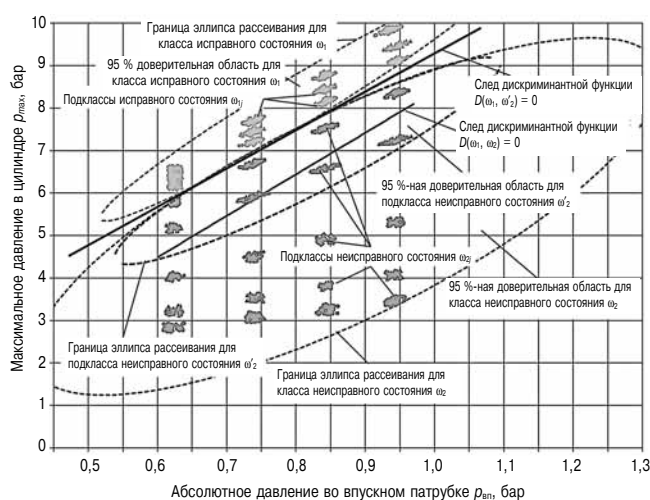


Рис. 2. Локализация классов  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  и подкласса  $\omega'_2$  в пространстве диагностических признаков  $p_{\max}$  и  $p_{вп}$ ; 95 %-ные доверительные области исследуемых классов; след дискриминантных функций для распознавания классов  $\omega_1$ ,  $\omega_2$  и  $\omega_1$ ,  $\omega'_2$  (режим стартерной прокрутки)

$$\mu(x) = \left\{ \begin{matrix} \mu_{p_{\max}} \\ \mu_{p_{\min}} \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 8,1479 \\ 0,7975 \end{matrix} \right\}_{\omega_1} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 6,8065 \\ 0,7721 \end{matrix} \right\}_{\omega'_2};$$

➤ ковариационные матрицы:

$$\Sigma_i(x) = \left\{ \begin{matrix} \sigma_{p_{\max}}^2 & \text{Cov}(p_{\max}, p_{\min}) \\ \text{Cov}(p_{\max}, p_{\min}) & \sigma_{p_{\min}}^2 \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 1,3199 & 0,1292 \\ - & 0,0133 \end{matrix} \right\}_{\omega_1} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 1,2514 & 0,1087 \\ - & 0,0135 \end{matrix} \right\}_{\omega'_2};$$

➤ средняя ковариационная матрица:

$$\Sigma(x) = \left\{ \begin{matrix} \sigma_{p_{\max}}^2 & \text{Cov}(p_{\max}, p_{\min}) \\ \text{Cov}(p_{\max}, p_{\min}) & \sigma_{p_{\min}}^2 \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 1,2857 & 0,1189 \\ - & 0,0134 \end{matrix} \right\}_{\omega_1 + \omega'_2};$$

➤ матрица обратная обобщенной ковариационной матрице

$$\Sigma^{-1}(x) = \left\{ \begin{matrix} 16,7075 & -176,0287 \\ -176,0287 & 1928,5331 \end{matrix} \right\}_{\omega_1 + \omega'_2};$$

➤ вектор-столбец коэффициентов при диагностических признаках:

$$A = \left\{ \begin{matrix} A_{p_{\max}} \\ A_{p_{\min}} \end{matrix} \right\} = \Sigma^{-1}(x) \cdot \left\{ \begin{matrix} \mu_{1p_{\max}} - \mu_{2p_{\max}} \\ \mu_{1p_{\min}} - \mu_{2p_{\min}} \end{matrix} \right\} = \left\{ \begin{matrix} 16,7075 & -176,0287 \\ -176,0287 & 1928,5331 \end{matrix} \right\} \cdot \left\{ \begin{matrix} 8,1479 & -6,8065 \\ 0,7975 & -0,7721 \end{matrix} \right\} = \left\{ \begin{matrix} 25,7484 \\ -271,2807 \end{matrix} \right\};$$

➤ свободный член дискриминантной функции:

$$B = -\frac{1}{2} \left\{ \begin{matrix} \mu_{1p_{\max}} + \mu_{2p_{\max}} & \mu_{1p_{\min}} + \mu_{2p_{\min}} \end{matrix} \right\} \Sigma^{-1}(x) \cdot \left\{ \begin{matrix} \mu_{1p_{\max}} - \mu_{2p_{\max}} \\ \mu_{1p_{\min}} - \mu_{2p_{\min}} \end{matrix} \right\} = -\frac{1}{2} \left\{ \begin{matrix} 8,1479 + 6,8065 & 0,7975 + 0,7721 \end{matrix} \right\} \times \left\{ \begin{matrix} 16,7075 & -176,0287 \\ -176,0287 & 1928,5331 \end{matrix} \right\} \cdot \left\{ \begin{matrix} 8,1479 & -6,8065 \\ 0,7975 & -0,7721 \end{matrix} \right\} = 22,0541.$$

После выполнения подстановок дискриминантная функция приняла вид:

$$D(\omega_1, \omega'_2) = 25,7484 \cdot p_{\max} - 271,2807 \cdot p_{\min} - 22,0541, \text{ а решающее правило: } 25,7484 \cdot p_{\max} - 271,2807 \cdot p_{\min} - 22,0541 \geq (<) 0 \Rightarrow x \in \omega_1 (x \in \omega'_2).$$

На основе полученных данных построены эллипсы распределения диагностических параметров для класса исправного состояния  $\omega_1$  и подкласса неисправного состояния  $\omega'_2$ , а также след дискриминантной функции  $D(\omega_1, \omega'_2) = 0$  (см. рис. 2).

Из рисунка видно, что между эллипсами рассеивания, сформированных распределением информативных признаков для класса исправного  $\omega_1$  и подкласса неисправного  $\omega'_2$  состояний, проходит след дискриминантной функции, по которой было построено решающее правило для проведения процедуры диагностирования.

Для оценки качества полученного алгоритма каждой реализации точки  $x$  класса исправного  $\omega_1$  и подкласса неисправного  $\omega'_2$  состояний была рассчитана величина апостериорной вероятности принадлежности  $x \in \omega_i$  (на «фоне» класса  $\omega_j$ ) по следующей формуле:

$$P(\omega_i / x)_j = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{1}{2}(C_2 - C_1)\right]},$$

где  $C_1 = (x - \mu_1)' \Sigma^{-1}(x - \mu_1)$  и  $C_2 = (x - \mu_2)' \Sigma^{-1}(x - \mu_2)$ ; следует отметить, что в каждой точке в пространстве признаков соответствуют определенные значения величин апостериорной вероятности  $P(\omega_1/x)_{\omega_2}$  и  $P(\omega'_2/x)_{\omega_1}$ .

О качестве алгоритма можно судить по величине математического ожидания вероятности  $P(\omega_i/x)_{\omega_j}$  (оценивалась величина  $\mu\{P(\omega_i/x)_{\omega_j}\}$ ) на основе анализа экзаменационной выборки, полученной экспериментальным путем (480 циклов для класса  $\omega_1$  и 320 циклов для  $\omega'_2$ ) (табл. 1).

Таблица 1

Оценка технического состояния алгоритмом, построенном на дискриминантном анализе (режим стартерной прокрутки)

№ цикла	Класс $\omega_1$		$P(\omega_1/x)_{\omega_2}$	№ цикла	Подкласс $\omega'_2$		$P(\omega'_2/x)_{\omega_1}$
	$p_{\max}$	$p_{\min}$			$p_{\max}$	$p_{\min}$	
1	6,6311	0,6289	0,999	1	5,8019	0,6246	0,997
2	9,8198	0,9273	0,998	2	6,6333	0,7349	0,995
3	9,5552	0,9583	0,999	3	7,5651	0,8534	0,999
4	7,4085	0,7397	0,999	4	5,7138	0,6293	0,389
5	5,9064	0,6290	0,485	5	8,3943	0,9416	0,995
6	7,7949	0,7422	0,984	6	6,6691	0,8610	0,999
...	...	...	...	...	...	...	...
480	7,7015	0,7476	0,992	320	7,2483	0,9391	0,989
	$\mu\{P(\omega_1/x)_{\omega_2}\}$		0,991	$\mu\{P(\omega'_2/x)_{\omega_1}\}$			0,993

Приведенные оценки показывают, что при диагностировании разработанным алгоритмом класс  $\omega_1$  будет верно распознаваться в 991 цикле из 1000, подкласс  $\omega'_2$  — в 993 цикла из 1000. Это свидетельствует о высоком качестве диагностического алгоритма.

С целью улучшения функциональных свойств алгоритма диагностирования класс «Исправное состояние»  $\omega_1$  был разделен на отдельные подклассы  $\omega_{11}, \omega_{12}, \omega_{13}$ , а класс «Неисправное состояние»  $\omega_2$  — на подклассы  $\omega_{21}, \omega_{22}, \omega_{23}, \omega_{24}, \omega_{25}$ . И далее дискриминантный анализ проводился для данных подклассов (рис. 3). Из рисунка видно, что подклассы были ограничены своими эллипсами рассеивания, разделенными дискриминантными функциями.

На основе расчетных исследований были получены дискриминантные функции и решающие правила, а также определены оценки качества по-

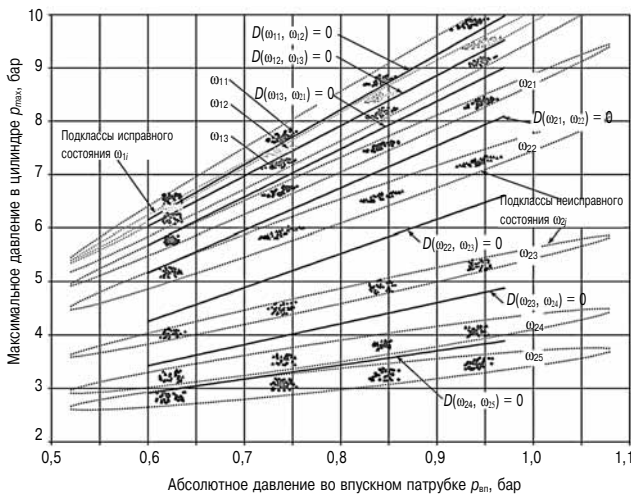


Рис. 3. Локализация подклассов технического состояния в пространстве параметров  $p_{\max}$  и  $p_{vp}$  (режим стартерной прокрутки)

строенного алгоритма. В качестве примера приведем полученные результаты для граничных подклассов  $\omega_{13}$  и  $\omega_{21}$ :

➤ дискриминантная функция:  $D(\omega_{13}, \omega_{21}) = 3,9165 \cdot p_{\max} - 35,7335 \cdot p_{vp} - 0,7325$ ;

➤ решающее правило:  $3,9165 \cdot p_{\max} - 35,7335 \cdot p_{vp} - 0,7325 \geq (<) 0 \Rightarrow x \in \omega_{13} (x \in \omega_{21})$ ;

➤ оценка:  $\mu\{P(\omega_{13}/x|\omega_{21})\} \approx 0,915$ .

Проведенные исследования показали качественную различимость подклассов технического состояния. При этом особенно важно, что подход, основанный на линейном дискриминантном анализе, позволил с высокой долей вероятности определять неисправность на самой ранней стадии ее развития. Как будет показано ниже, качество распознавания можно повысить на основе использования прямой байесовской оценки апостериорной вероятности появления объекта распознавания (классов технического состояния).

#### Построение алгоритма диагностики, основанного на прямой оценке апостериорной вероятности появления класса технического состояния по теореме Байеса

Формула для оценки апостериорной вероятности появления класса  $\omega$ , по Байесу имеет вид (определим апостериорную вероятность класса  $\omega_2$ ):

$$P(\omega_2/x, y) = \frac{P(\omega_2)f(x, y/\omega_2)}{P(\omega_1)f(x, y/\omega_1) + P(\omega_2)f(x, y/\omega_2)},$$

где (если рассматривать двумерный случай):

$$f(x, y/\omega_1) = \frac{1}{2\pi\sigma_{x\omega_1}\sigma_{y\omega_1}\sqrt{1-r_{\omega_1}^2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2(1-r_{\omega_1}^2)}\left[\frac{(x-\mu_{x\omega_1})^2}{\sigma_{x\omega_1}^2} - \frac{2r_{\omega_1}(x-\mu_{x\omega_1})(y-\mu_{y\omega_1})}{\sigma_{x\omega_1}\sigma_{y\omega_1}} + \frac{(y-\mu_{y\omega_1})^2}{\sigma_{y\omega_1}^2}\right]\right\};$$

$$f(x, y/\omega_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_{x\omega_2}\sigma_{y\omega_2}\sqrt{1-r_{\omega_2}^2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2(1-r_{\omega_2}^2)}\left[\frac{(x-\mu_{x\omega_2})^2}{\sigma_{x\omega_2}^2} - \frac{2r_{\omega_2}(x-\mu_{x\omega_2})(y-\mu_{y\omega_2})}{\sigma_{x\omega_2}\sigma_{y\omega_2}} + \frac{(y-\mu_{y\omega_2})^2}{\sigma_{y\omega_2}^2}\right]\right\};$$

$x = p_{vp}$ ;  $y = p_{\max}$ ;  $P(\omega_1)$ ,  $P(\omega_2)$  — априорные вероятности появления классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$  (было принято, что априори появление классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$  равновероятно ( $P(\omega_1) = P(\omega_2) = 0,5$ )).

На первом этапе исследований была проведена оценка технического состояния классов исправного и неисправного состояний  $\omega_1$  и  $\omega_2$ . После обработки обучающей выборки экспериментальных данных (480 циклов для класса  $\omega_1$ , 600 циклов для класса  $\omega_2$ ) для режима стартерной прокрутки были получены следующие параметры для классов:

➤ вектор математических ожиданий параметров классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$

$$\mu(x, y) = \left\{ \begin{matrix} \mu_{p_{vp}} \\ \mu_{p_{\max}} \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 0,7975 \\ 8,1479 \end{matrix} \right\}_{\omega_1} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 0,7815 \\ 5,4475 \end{matrix} \right\}_{\omega_2};$$

➤ ковариационные матрицы

$$\Sigma_i(x) = \left\{ \begin{matrix} \sigma_{p_{vp}}^2 & \text{Cov}(p_{vp}, p_{\max}) \\ \text{Cov}(p_{vp}, p_{\max}) & \sigma_{p_{\max}}^2 \end{matrix} \right\} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 0,0133 & 0,1292 \\ 0,1292 & 1,3199 \end{matrix} \right\}_{\omega_1} \Rightarrow \left\{ \begin{matrix} 0,0346 & 0,2471 \\ 0,2471 & 2,9455 \end{matrix} \right\}_{\omega_2};$$

➤ стандартные отклонения

$$\sigma_{x\omega_1} = \sigma(p_{vp}) = 0,1157 \text{ бар};$$

$$\sigma_{y\omega_1} = \sigma(p_{\max}) = 1,1489 \text{ бар};$$

$$\sigma_{x\omega_2} = \sigma(p_{vp}) = 0,1851 \text{ бар};$$

$$\sigma_{y\omega_2} = \sigma(p_{\max}) = 1,7183 \text{ бар};$$

➤ коэффициенты парной корреляции

$$r_{\omega_1} = 0,9732; r_{\omega_2} = 0,7784.$$

При расчетах использовались ковариационные матрицы для классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$ . Результаты определения байесовской оценки апостериорной вероятности представлены в табл. 2. При этом следует отметить, что апостериорная вероятность появления класса  $\omega_1$  определялась по зависимости  $P(\omega_1/x, y) = 1 - P(\omega_2/x, y)$ .

Алгоритм распознавания класса неисправности  $\omega_2$  можно представить следующим логическим решением:

$P(\omega_2/x, y) \geq 0,5 \Rightarrow \{x, y\} \in \omega_2$ , в противном случае  $\Rightarrow \{x, y\} \in \omega_1$ .

На рис. 4 приведено графическое отображение полученной в результате математической обработки экспериментальных данных функции апостериорной вероятности  $P(\omega_2/x, y)$  в двумерном пространстве (на плоскости параметров рабочего процесса  $x = p_{vp}$  и  $y = p_{\max}$ ).

Из рисунка 4, б видно, что если вектор  $\{p_{vp}, p_{\max}\} \in \omega_2$ , то он будет находиться в области белого цвета. Если вектор  $\{p_{vp}, p_{\max}\} \in \omega_1$ , то он попадает в черную область. Граница перехода от черного фона к белому фону представляет собой снижение значений апостериорной вероятности  $P(\omega_2/x, y)$ . Для данной области свойственна

Таблица 2

Оценка технического состояния алгоритмом, построенном на дискриминантном анализе (режим стартерной прокрутки)

№ цикла	Класс $\omega_1$		$P(\omega_1/x,y)$	№ цикла	Класс $\omega_2$		$P(\omega_2/x,y)$
	$p_{max}$	$p_{вп}$			$p_{max}$	$p_{вп}$	
1	6,6312	0,6289	0,997	1	4,0596	0,6287	0,999
2	6,4297	0,6245	0,979	2	2,7723	0,6143	0,999
3	9,8199	0,9273	0,998	3	5,1562	0,6183	0,997
4	9,5718	0,9658	0,994	4	5,2386	0,9505	0,999
5	9,1180	0,9392	0,975	5	6,9739	0,7469	0,967
6	9,1159	0,9488	0,969	6	5,2763	0,9408	0,988
...	...	...	...	...	...	...	...
480	6,5361	0,6207	0,978	600	8,3818	0,9404	0,991
$\mu\{P(\omega_1/x,y)\}$			0,995	$\mu\{P(\omega_2/x,y)\}$			0,998

Таблица 3

Оценка технического состояния камеры сгорания алгоритмом, основанным на теореме Байеса (стартерная прокрутка)

№ цикла	Подкласс $\omega_{13}$		$P(\omega_{13}/x,y)$	№ цикла	Подкласс $\omega_{21}$		$P(\omega_{21}/x,y)$
	$p_{max}$	$p_{вп}$			$p_{max}$	$p_{вп}$	
1	6,2682	0,6200	0,997	1	5,8019	0,6246	0,978
2	6,2143	0,6338	0,982	2	8,3943	0,9416	0,954
3	7,2610	0,7526	0,998	3	7,4475	0,8329	0,999
4	9,1891	0,9498	0,979	4	7,4377	0,8332	0,995
5	7,1201	0,7305	0,925	5	8,4432	0,9489	0,979
6	8,2432	0,8497	0,988	6	8,4164	0,9441	0,991
...	...	...	...	...	...	...	...
160	9,1580	0,9475	0,974	160	7,5875	0,8489	0,986
$\mu\{P(\omega_{13}/x,y)\}$			0,993	$\mu\{P(\omega_{21}/x,y)\}$			0,992

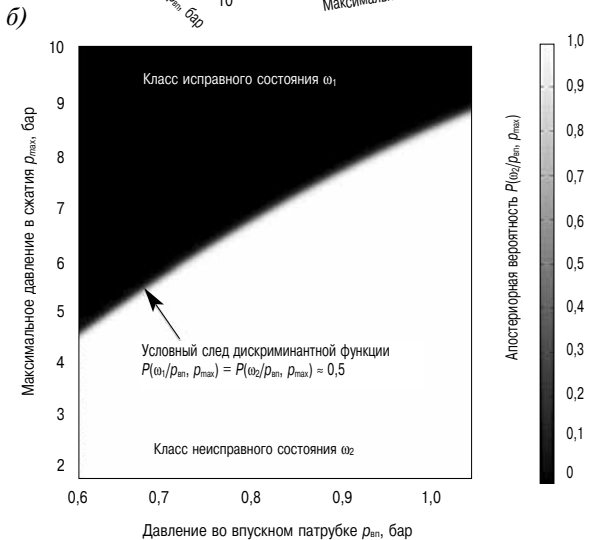
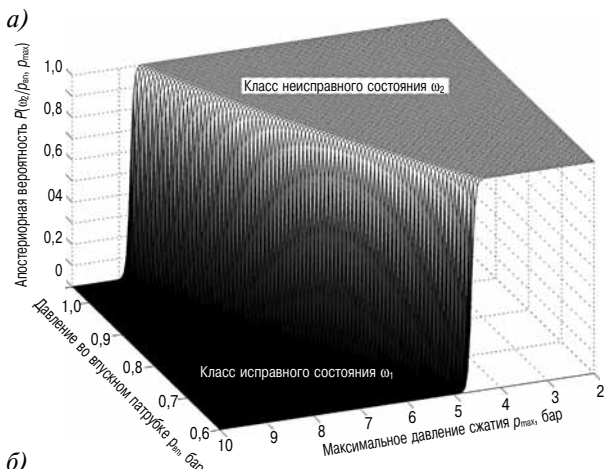


Рис. 4. Отображение байесовской оценки апостериорной вероятности появления класса  $\omega_2$  в пространстве параметров рабочего процесса  $\{p_{вп}, p_{max}\}$

повышенная вероятность ошибки распознавания классов  $\omega_1$  и  $\omega_2$ . В этой области проходит условный след дискриминантной функции, которая имеет нелинейный характер. Таким образом, алгоритм, построенный на основе прямой оценки апостериорной вероятности события по теореме Байеса,

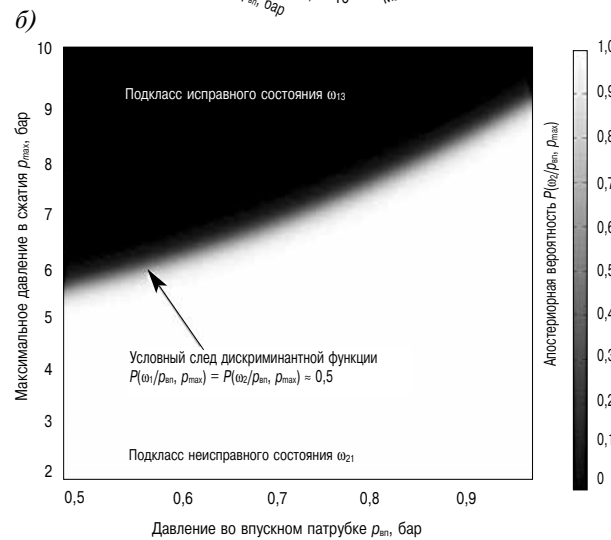
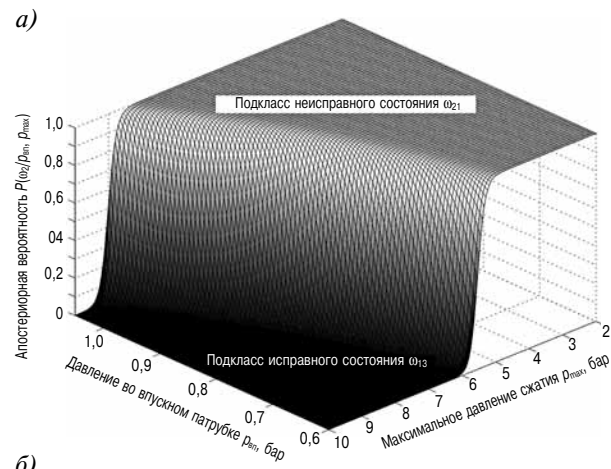


Рис. 5. Отображение байесовской оценки апостериорной вероятности появления класса  $\omega_2$  в пространстве параметров рабочего процесса  $\{p_{вп}, p_{max}\}$

позволяет распознавать классы технического состояния с *неравными* ковариационными матрицами и обладает большей точностью по сравнению с линейным дискриминантным анализом. На втором этапе исследований была определена апостериорная вероятность наступления

события при проверке подклассов  $\omega_{13}$  и  $\omega_{21}$  ( $\omega_{13}$  — «Зарождение дефекта»;  $\omega_{21}$  — «Появление неисправности», см. рис. 3). Подклассу  $\omega_{13}$  соответствует выборка данных (160 циклов), полученная при  $d_{yt} = 1,5$  мм, подклассу  $\omega_{21}$  соответствует выборка данных (160 циклов), полученная при  $d_{yt} = 2,5$  мм. То есть ставилась задача построения алгоритма диагностирования и оценки его качества для распознавания неисправности на самой ранней стадии развития. Результаты расчетов представлены в табл. 3.

На рис. 5 приведено графическое отображение полученной в результате математической обработки экспериментальных данных функции апостериорной вероятности  $P(\omega_{21}/x,y)$ .

Результаты математических расчетов показали хорошую распознаваемость классов при использовании алгоритма оценки технического состояния, основанного на прямой оценке апостериорной вероятности события по теореме Байеса.

#### **Заключение**

Разработана методика построения качественных алгоритмов диагностики неисправностей двигателя автотракторного типа с применением прикладных аспектов статистической теории распознавания образов. Представленный случай распознавания нарушения герметичности КС ЦПГ двигателя ГАЗ-52 свидетельствует о высоком качестве построенных алгоритмов, основанных на линейном дискриминантном анализе и прямой оценке апостериорной вероятности по Байесу. При этом показаны преимущества использования теоремы Байеса при разработке алгоритмов диагностики, позволяющих определять неисправность на самой ранней стадии возникновения, а также свести к минимуму вероятность ошибочных решений.

#### **Литература**

1. *Обозов, А.А.* Развитие методов и систем технического диагностирования ДВС / А.А. Обозов, В.И. Таричко // Двигателестроение. — 2012. — № 4. — С. 30–34.

2. *Станиславский, Л.В.* Техническое диагностирование дизелей / Л.В. Станиславский. — Киев; Донецк: Вища школа. Головное издательство, 1983. — 136 с.

3. *Коньков, А.Ю.* Диагностирование технического состояния дизеля в эксплуатации на основе идентификации быстропротекающих рабочих процессов: автореф. дис. ... д-ра техн. наук. 05.04.02 / Коньков Алексей Юрьевич. Хабаровск: 2010. — 35 с.

4. *Лютин, К.И.* Использование нейронно-сетевых моделей при виброакустической диагностике ДВС (на примере диагностики кулачкового ГРМ): автореф. дис. ... к-та техн. наук. 05.04.02 / Лютин Константин Ильич. Волгоград: 2009. — 35 с.

5. *Sangha, M. S.* Neural network fault classification of transient data in an automotive engine air path / M.S. Sangha, J. B. Gomm, D. Yu. Int. J. Modell., Identif. Contr. 2008. — № 3(2). — P. 148–155.

6. *Marko, K.A.* Neural network application to comprehensive engine diagnostics / K.A. Marko, B. Bryant, N. Soderborg. In IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Chicago, IL, 1992. — P. 1016–1022.

7. *Ле Ван Диём.* Модели и алгоритмы технического диагностирования судовых дизельных установок в процессе эксплуатации: дис. ... к-та техн. наук. 05.13.06 / Ле Ван Диём. Санкт-Петербург, 2006. — 176 с.

8. *Кузнецов, А.В.* Разработка системы диагностики ДВС на основе нечеткой логики: дис. ... к-та техн. наук. 05.13.06 / Кузнецов А.В. — М., 2007. — 147 с.

9. *Macian, V.* Fuzzy logic-based expert system for diesel engine oil analysis diagnosis / V. Macian, B. Torros, A. Sala, J. Ramirez. Insight - Non-dest. Test. Cond. Monitor. — 2006. — № 48(8). — P. 462–469.

10. *Моек, Е.* Техническая диагностика судовых машин и механизмов / Е. Моек, Х. Штрикерт. — Л.: Судостроение, 1986.

11. *Обозов, А.А.* Статистическая теория распознавания образов и алгоритмы диагностирования топливной аппаратуры судового дизеля // Двигателестроение. — 2008. — № 2. — С. 37–42.

12. *Обозов, А.А.* Математическое имитационное моделирование рабочего процесса автомобильного ДВС в целях получения диагностической информации / А.А. Обозов, В.И. Таричко // Двигателестроение. — 2013. — № 2. — С. 21–25.

13. *Обозов, А.А.* Исследование процесса сжатия в судовом малооборотном дизеле со средним индикаторным давлением 20 бар / А.А. Обозов, В.В. Роголев, А.В. Ключков // Двигателестроение. — 2009. — № 1. — С. 10–14.