

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА
ИДЕНТИФИКАЦИИ ПРИЧИН НЕИСПРАВНОСТЕЙ
Семенович И.Г. Email: Semenovich17103@scientifictext.ru**

*Семенович Иван Геннадьевич – студент магистратуры,
факультет прикладной математики и информатики,
Московский авиационный институт,
Учебный центр «Интеграция», г. Серпухов*

Аннотация: в работе описывается опыт создания экспертной системы для поиска неисправностей в дизельном двигателе на основе бинарной информации о наличии или отсутствии атрибутивных признаков, характеризующих его неисправность. Предполагается, что в такой задаче известными являются множество причин, множество признаков, проявляющихся под их воздействием, и условные вероятности проявления этих признаков. В качестве исходной информации выступает только информация о наличии или отсутствии наблюдения соответствующего признака. Использование классических методов идентификации статических объектов при решении этой задачи к значимым успехам не привело. Кроме того, значительное усложнение алгоритмов распознавания ситуации также не привело к значимому приросту по эффективности поиска причин отказов, а в большинстве случаев из-за загромождения исходной информации наблюдался обратный эффект. Это натолкнуло авторов на необходимость поиска варианта синтеза эвристических и классических методов распознавания образов, основанных на ортогональном представлении исходного вектора признаков и построении дерева решений эвристических правил распознавания объектов. Проведенный статистический эксперимент показал состоятельность предложенных авторами суждений, а прирост по вероятности правильной идентификации причины неисправности двигателя для построенной экспертной системы составил от 5% и более относительно классических способов ее реализации.

Ключевые слова: интеллектуальные системы поддержки принятия решений, идентификация, расстояния бинарных векторов.

**INTELLECTUAL METHODS TO IMPROVE THE IDENTIFICATION OF THE
CAUSES OF FAULTS OF COMPLEX
Semenovich I.G.**

*Semenovich Ivan Gennadievich – Student,
FACULTY "APPLIED MATHEMATICS AND INFORMATICS",
MOSCOW AVIATION INSTITUTE, UC INTEGRATION, SERPUKHOV*

Abstract: the article describes the experience of creating an expert system for troubleshooting a diesel engine based on binary information about the presence or absence of attributive characteristics characterizing its malfunction. It is assumed that in this problem there are vector known causes, a number of features that are manifested under their influence and conditional probability of manifestation of these features. As the initial information, only information on the presence or absence of observation of the relevant feature is provided. The use of classical methods of identifying static objects in solving this problem did not lead to significant successes. In addition, a significant complication of the algorithms for recognizing the situation also did not lead to a significant increase in the search efficiency of the causes of failures, and in most cases, because of the steepening of the initial information, the opposite effect was observed. This prompted the authors to search for a variant for the synthesis of heuristic and classical methods for pattern recognition based on the orthogonal representation of the source attribute vector and the construction of a decision tree of heuristic rules for object recognition. The conducted statistical experiment showed the consistency of the judgments proposed by the authors, and the increase in the probability of correct identification of the cause of engine failure for the constructed expert system was from 5% or more relative to the classical ways of its implementation.

Article describes the experience of creating an expert system for troubleshooting a diesel engine based on binary information about the presence or absence of attributive characteristics characterizing its malfunction.

Keywords: intellektual'nyye sistemy podderzhki prinyatiya resheniy, identifikatsiya, rasstoyaniya binarnykh vektorov.

УДК 519.21

Оперативный контроль технического состояния сложных технических систем и своевременное устранение возникающих неисправностей всегда являлись актуальными задачами при их эксплуатации. При этом задача диагностики и поиска неисправностей в ряде случаев сводится к задаче следующего вида [1]:

- известно конечное множество признаков, которые характеризуют исправность/неисправность системы, характер проявления которых – стохастичен,
- известна матрица априорных условных вероятностей проявления этих признаков, обусловленных действием конкретных причин,
- известен вектор интенсивностей проявления признаков (наблюдение) по которому необходимо решить задачу о поиске причины, породившей такое наблюдение.

В известных методах идентификации причин неисправности сложной системы наряду со стохастическими методами (метод Байеса, метод Нейлора и подобные [1, 2]) широко применяются методы классификации, основанные на понятии расстояния между объектами [3].

В качестве исходной данных выступает только информации о наличии или отсутствии наблюдения соответствующего признака. Использование классических методов идентификации статических объектов при решении этой задачи к значимым успехам не привело. Кроме того, значительное усложнение алгоритмов распознавания ситуации также не привело к значимому приросту по эффективности поиска причин отказов. Это натолкнуло на необходимость поиска варианта синтеза эвристических и классических методов распознавания образов, основанных на ортогональном представлении исходного вектора признаков и построении дерева решений эвристических правил распознавания объектов. Проведенный статистический эксперимент показал состоятельность предложенных мною суждений, а прирост по вероятности правильной идентификации причины неисправности двигателя для построенной экспертной системы составил от 5% и более относительно классических способов ее реализации.

Пусть рассматривается скрытая неисправность бензиновом двигателя, причинами которой может выступать одна из 12 позиций, которая приводит к формированию нескольких атрибутивных признаков ее проявления. Таких признаков пусть будет 11 (см. таблицу 1).

Таблица 1. Таблица причин и признаков неисправности двигателя

Причины неисправности		Признаки неисправности	
1	Подсос воздуха в топливную систему	1	Двигатель идет ..вразнос..
2	Неисправен Электромагнитный клапан	2	Двигатель не развивает обороты
3	Неисправен ТНВД	3	«Жесткая» работа дизеля
4	Засорены топливопроводы, загустело топливо	4	Повышенная дымность, сизый выхлоп
5	Забит топливный фильтр	5	черный выхлоп
6	Загрязнен воздушный фильтр	6	Повышенный расход топлива
7	Забиты «трубопроводы обработки»	7	Падение мощности
8	Ранний впрыск топлива	8	Перебои в работе двигателя
9	Поздний впрыск топлива	9	Неустойчивый холостой ход
10	Нарушения регулировки подачи	10	Затрудненный пуск горячего двигателя
11	Неисправна форсунка(форсунки)	11	Затрудненный запуск холодного двигателя

Пусть также известна матрица условных вероятностей проявления признаков, обусловленных действием соответствующих причин(см. таблицу 2).

Таблица 2. Таблица априорных условных вероятностей эксперимента

	П p_1	П p_2	П p_3	П p_4	П p_5	П p_6	П p_7	П p_8	П p_9	Пр _10	Пр _11
причина 1		0,7	0,6	0,7				0,5	0,6	0,7	0,8
причина 2										0,8	0,9
причина 3	0,7	0,8	0,7	0,6		0,7	0,8	0,7	0,8	0,9	

причина_4		0,									0,9
причина_5		0,				0,	0,				
причина_6				0,	0,	0,					
причина_7		0,		0,		0,	0,				
причина_8			0,	0,	0,	0,					
причина_9				0,	0,	0,		0,	0,8	0,9	
причина_10		0,		0,	0,	0,					
причина_11				0,	0,	0,		0,	0,		

Проведенный эксперимент показал, что при объеме экспериментов в 3000 опытов на каждую причину разница между применением в процедуре поиска коэффициента корреляции вектора округленных и исходных значений строчек таблицы №2 является существенной и составляет около 7.3% при абсолютных значениях вероятности правильной классификации в 82,0% и 74.7% соответственно

Использование расстояний бинарных векторов, таких как расстояние Рассела и Рао (1), Жокара и Нидмена (2), Дайса (3):

$$r(X, S) = 1 - \frac{a}{a + b + g + h}, \quad (1)$$

$$r(X, S) = 1 - \frac{a}{a + g + h}, \quad (2)$$

$$r(X, S) = 1 - \frac{a}{2a + g + h}, \quad (3)$$

Так вероятности успешной классификации причины неисправности в рамках этого же эксперимента показал значения – 39.4% для (1), 77.5 для (2) и 77.5% для (3).

Использование ортогонального представления таблицы №2 по методу собственных векторов и последующая идентификация наблюдений – также не позволили улучшить качество распознавания. Так при использовании классических расстояний результаты получились следующие

- 80.2% - при применении модульного расстояния, $r(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \cdot c_i$,

- 79,6% - при применении расстояния Крамберра, $r(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{|x_i + y_i|} \cdot c_i$,

- 78.3 – при применении расстояния Евклида, $r(x, y) = \sum_{i=1}^n \sqrt{c_i \cdot (x_i - y_i)^2}$.

Предлагаю использовать иерархический вывод, а именно вначале осуществлять выбор причины по наименьшему расстоянию Рассела и Рао (1). Если в результате анализа будет несколько альтернатив, то использовать расстояние Жокара (2). Если и здесь будет несколько альтернатив – принять ту, у которой превосходство по минимуму абсолютного расстояния

Использование такой иерархической процедуры привело к следующим результатам:

- использование уровня 2 и 3, т.е. вывод по Жокару и корреляция повышают среднее значение правильности распознавания до 84.5%,

- использование всех трех уровней повышает вероятность правильной идентификации – до 86.2%, что соответствует приросту по эффективности примерно на 5% при значении плеча доверительного интервала в 0.8%.

Результаты статистического эксперимента по конкретным причинам приведены ниже в таблице 3

Таблица 3. Качественная характеристика правильности распознавания причин неисправностей корреляционным и комплексным способами

	Использование только коэффициента корреляции	Использование расстояния Жокара а потом корреляционного расстояния	Использование расстояния Рассела, затем Жокара, а потом - корреляционного
--	--	--	---

причина 1	78,83%	84,33%	91,67%
причина 2	82,63%	84,33%	84,33%
причина 3	81,37%	91,00%	98,00%
причина 4	100,00%	100,00%	100,00%
причина 5	81,43%	85,00%	88,00%
причина 6	78,83%	82,67%	82,67%
причина 7	48,37%	57,67%	57,67%
причина 8	78,63%	79,00%	79,00%
причина 9	92,17%	92,33%	94,00%
причина 10	63,93%	65,67%	65,67%
причина 11	82,33%	80,67%	81,00%
Среднее значение по всем причинам	82,04%	84,54%	86,02%
Средний прирост по эффективности		3,06%	4,86%

Анализ полученного авторами результата позволяет говорить о существовании тенденции снижения превосходства предлагаемого метода над классическим методом распознавания с увеличением количества анализируемых причин.

Список литературы / References

1. Сафарбаков А.М., Лукьянов А.В., Пахомов С.В. Основы технической диагностики: учебное пособие. Иркутск: Ир.ГУПС, 2006. 216 с.
2. Интеллектуальные технологии диагностики оборудования промышленных предприятий, Кузьмин В.В., Косов Д.С., Новиков А.Л., Иващенко А.В.
3. Использование расстояний бинарных векторов в задачах технической диагностики, Чистопрудов Д.А., Крикунов А.А., Торопов Д.С.// Сборник трудов № 4 34 Всероссийская НТК «Проблемы эффективности и безопасности функционирования сложных технических и информационных систем».