

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ИДЕНТИФИКАЦИИ ПРИЧИН НЕИСПРАВНОСТЕЙ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Семенович И.Г.

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

**Аннотация:** в статье описывается опыт создания экспертной системы для поиска неисправностей в дизельном двигателе на основе бинарной информации о наличии или отсутствии атрибутивных признаков, характеризующих его неисправность.

**Ключевые слова:** интеллектуальные системы поддержки принятия решений, идентификация, расстояния бинарных векторов, пространства ортогональных признаков.

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 возможных причин, действие которых приводит к неисправностям сложной технической системы,
- 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]. При этом, в силу специфики исходных данных (вероятности представлены в виде дробей), расстояния бинарной природы не рассматриваются.

Предполагается, что в такой задаче известными являются множество причин и признаков, проявляющихся под их воздействием и условные вероятности проявления этих признаков. 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 дизельного двигателя, причинами которой может выступать одна из 16 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

Причины неисправности		Признаки неисправности	
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
12	Нарушены зазоры в приводе клапанов		
13	Низкая компрессия. Износ ЦПГ		
14	Повреждение одного цилиндра		
15	Неисправен турбокомпрессор		
16	Забит нейтрализатор ОГ		

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

Условимся в качестве исходной информации о проявлении соответствующих признаков использовать бинарную информацию, т.е. 1 – если признак, скорее всего, есть и 0 – если признака, скорее всего, нет.

Для оценки эффективности предлагаемых решений, использовал статистический эксперимент

Таблица 2. Таблица априорных условных вероятностей эксперимента

	П р_1	П р_2	П р_3	П р_4	П р_5	П р_6	П р_7	П р_8	П р_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		0,7									0,9
причина_5		0,7					0,7	0,8			
причина_6					0,9	0,8	0,7				
причина_7		0,8			0,7		0,9	0,8			
причина_8			0,8		0,9	0,8	0,7				
причина_9				0,7		0,8	0,9		0,9	0,8	0,9
причина_10		0,8			0,7	0,8	0,8				
причина_11				0,9	0,8	0,8		0,9	0,9		
причина_12				0,8	0,9	0,9	0,7	0,6	0,7	0,8	
причина_13	0,9		0,8	0,9		0,7					0,9

причина_14			7	0,		7	0,	6	0,	9	0,	8	0,		
причина_15	8	0,				9	0,	7	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 сначала 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%
причина_12	77,80%	83,00%	87,33%

причина 13	99,30%	99,33%	99,33%
причина 14	92,77%	93,33%	93,33%
причина 15	81,83%	81,33%	81,33%
причина 16	92,33%	93,00%	93,00%
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**

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».