

УДК 681.318.5:004.02

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ МЕТОД ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ СМАЗОЧНОГО МАСЛА

Л. В. МАРКОВА

Выполнен анализ математических методов принятия решений для оценки состояния смазочного масла. Показано, что наиболее перспективным направлением для решения задач определения работоспособности масла, учитывая существующую неопределённость, неоднозначность, неполноту и нечёткость информации об объекте, является использование экспертной системы на основе аппарата нечёткой логики, позволяющего объективно и более обоснованно принимать решения. Разработаны интеллектуальный метод принятия решения о состоянии смазочного масла и структурная схема метода нечёткой логики, основанного на алгоритме Мамдани. Приведён пример реализации разработанного метода для идентификации состояния смазочного масла на основе анализа диагностических параметров — общей загрязнённости масла, измеренной в трёх спектральных диапазонах, показателя химической деструкции и вязкости масла. Заключение о работоспособности масла принимается на основе анализа интегрированного числового “показателя состояния масла”. Показано, что разработанный метод позволяет на ранней стадии объективно оценить работоспособность масла в режиме реального времени и своевременно провести необходимое техобслуживание трибосистемы.

Ключевые слова: смазочное масло, работоспособность масла, диагностика, методы принятия решений, нечёткая логика.

Введение. В настоящее время для повышения надёжности и долговечности трибосопряжений используются комплексные диагностические системы с многопараметрическим выходом, что требует создания интеллектуальных систем с использованием компьютерных средств для проведения анализа полученной информации и постановки достоверного заключения о состоянии трибосопряжения.

Среди методов искусственного интеллекта, которые используются в трибодиагностике, можно выделить методы, основанные на применении нейросетевых и экспертных систем.

Нейросети применяются для слияния в одну модель данных, приходящих от многих датчиков. Это позволяет интегрированную многомерную модель трибосистемы, в которой нейросеть использует сложные соотношения между переменными для самообучения. Нейронные системы используются для автоматической диагностики поршневых компрессоров [1]. С использованием технологии нейронных сетей разработаны методики контроля технического состояния масляной системы газотурбинных двигателей [2]. Реализация нейросетевых систем требует большого объема предварительной информации (большой базы данных, полученных с выходов датчиков).

Экспертные системы возникли и используются при решении задач, которые отличаются неполнотой и нечёткостью исходной информации, нечёткостью достигаемых целей. Среди экспертных систем особое место занимают системы, основанные на нечёткой логике с использованием лингвистических (словесных) переменных. Т. е. реализуется переход от числовых данных к словесным и от словесного качественного описания объекта, которое характеризует человеческое мышление, к численным количественным оценкам состояния объекта, что позволяет моделировать человеческие размышления и человеческую способность решения задач. Достоинством нечёткой логики является возможность использования экспертных знаний об объекте в виде линг-

вистических высказываний: “если <входы>, то <выход>” (например, “если <вязкость высокая>, то <масло плохое>”). Экспертные системы, построенные на нечёткой логике, используются в последние годы при создании методов контроля состояния маслonaполненных систем. Так, на нечёткой логике разработаны методы мониторинга содержания фурановых соединений в трансформаторном масле [3], прогнозирования остаточного ресурса электрооборудования [4], для диагностики изнашивания трибосистемы на основе анализа смазочного масла [5].

Очевидно, использование аппарата нечёткой логики является наиболее перспективным направлением для решения задачи оценки работоспособности смазочного масла, учитывая объективно существующую неопределённость, неоднозначность, неполноту и нечёткость информации об объекте.

В качестве входных параметров системы принятия решений о состоянии смазочного масла, построенной на методе нечёткой логики, может использоваться совокупность значений диагностических параметров ряда используемых датчиков качества масла (датчик вязкости, датчик температуры, окисления, датчик насыщения водой и др.).

Цель работы — разработка и реализация интеллектуального метода объективного принятия решения о состоянии смазочного масла на основе анализа ряда диагностических параметров (общей загрязнённости масла, измеренной в трёх спектральных диапазонах, показателя химической деструкции и вязкости масла) с применением экспертной системы, построенной на нечёткой логике.

Объекты и методы исследований. Объектом исследований является метод нечёткой логики, основанный на алгоритме Мамдани, для принятия решения о состоянии смазочного масла.

Интеллектуальный метод принятия решения о состоянии смазочного масла реализован в устройстве, которое включает блок сбора информации и блок принятия решения.

В общем случае блок сбора информации может представлять любой набор датчиков, отражающих состояние диагностируемой системы.

Для оценки работоспособности смазочного масла использовались миниатюрный интегральный детектор и магнитоупругий вискозиметр, разработанные в ИММС НАН Беларуси. Их отличительной особенностью является то, что они могут применяться для оперативного контроля. При этом устройство встраивается в систему смазки трибосистемы для диагностики в реальном масштабе времени, или используется как внешнее устройства для анализа проб масел.

Интегральный детектор позволяет проводить оперативный контроль смазочного материала трибосистемы на основе анализа спектра пропускания оптического излучения, измеренного в трёх оптических спектральных диапазонах — красном ($\Delta\lambda_r = 590...750$ нм), зелёном ($\Delta\lambda_g = 490...610$ нм) и голубом ($\Delta\lambda_b = 400...510$ нм) [6]. Детектор при пропускании оптического излучения через пробу масла измеряет сигналы на выходе фотоприёмника в указанных диапазонах спектра U_r , U_g и U_b , соответственно. Измеренные сигналы используются для вычисления показателей общей загрязнённости масла в красном (D_r), зелёном (D_g), и голубом (D_b) диапазонах длин волн, которые определяются как изменение оптической плотности работавшего масла по формулам: $D_r = \ln(U_0/U_r)$, $D_g = \ln(U_0/U_g)$, $D_b = \ln(U_0/U_b)$, где U_0 — опорный сигнал. Определяется также показатель химической деструкции, который оценивается по смещению цвета (спектра пропускания) в длинноволновую область спектра и характеризует степень изменения химической структуры масла, обусловленного как его окислением, так и термической деструкцией, разложением присадок и др. Смещение цвета масла определяется хроматическим отношением (CR), которое равно отношению выходного сигнала фотоприёмника в красном U_r , более длинноволновом диапазоне, к сигналу U_b в голубом, более коротковолновом диапазоне спектра: $CR = U_r/U_b$.

Магнитоупругий вискозиметр, принцип работы которого состоит в возбуждении продольной упругой стоячей волны в магнитоупругой пластины (изготовленной из аморфного металла Metglas 2826MB) посредством создания в зоне размещения элемента переменного магнитного поля на ча-

стоте её собственных колебаний [7]. При измерении вязкости используется методика, основанная на анализе кривой затухания амплитуды колебаний, которая заключается в определении времени до окончания процесса затухания колебаний на резонансной частоте. Резонансная частота в этом случае определяется частотой, на которой наблюдается максимальное число импульсов. Время затухания определяется количеством колебаний пластинки (зарегистрированных импульсов) N , амплитуда которых превышает заданный порог. В результате измерений определяется акустическая вязкость (а.в.) по предварительно снятой калибровочной зависимости а.в. (N). Погрешность измерения составляет $\pm 5\%$. По акустической вязкости масла определяется кинематическая вязкость Vis по формуле: $Vis = \frac{a.v.}{\rho^2}$, где ρ — плотность масла.

Значения информационных параметров с системы сбора информации поступают в систему принятия решения.

Блок принятия решения о состоянии смазочного масла реализует метод нечёткой логики, основанный на алгоритме Мамдани [8]. Структурная схема метода приведена на рис. 1.

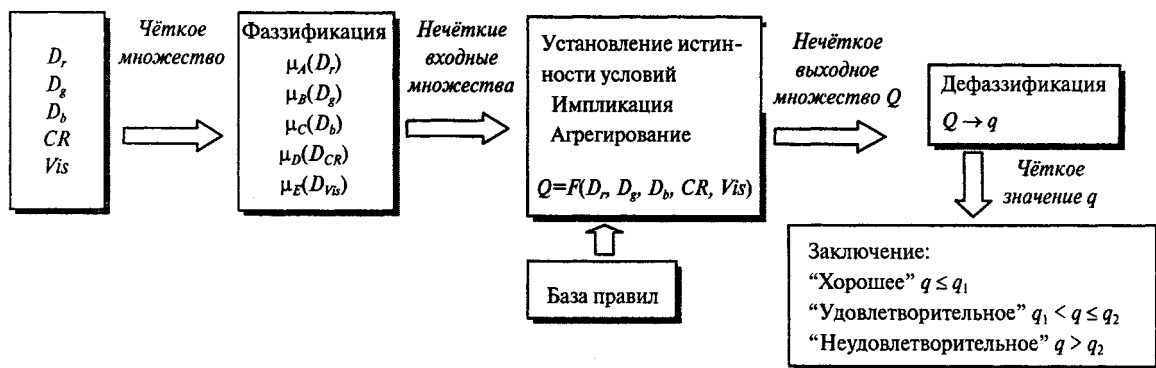


Рис. 1. Структурная схема метода нечёткой логики для решения задачи принятия решения о состоянии смазочного масла, основанного на алгоритме Мамдани

Входными параметрами являются: показатели общей загрязнённости масла, определяемые оптической плотностью в красном D_r , зелёном D_g и голубом D_b диапазонах длин волн спектра поглощения масла; показатель химической деструкции масла, оцениваемый хроматическим отношением CR и вязкость Vis масла. На основе анализа входных переменных принимается одно из значений выходного лингвистического множества $Q = \{Q_1, Q_2, Q_3\}$, определяющее состояние масла, Q_1 — "хорошее", Q_2 — "удовлетворительное" или Q_3 — "плохое".

Алгоритм метода формирования логического вывода на основе анализа входных параметров включает следующие процедуры.

1. *Формирование базы правил* влияния входных переменных на значение выходной переменной, которые представляют собой совокупность логических высказываний:

1) Если оптическая плотность D_r "нормальная" и D_g "нормальная" и D_b "нормальная" и показатель химической деструкции CR "нормальный" и вязкость масла Vis "нормальная", то состояние масла — "хорошее" (Q_1). Весовой коэффициент правила (учитывает степень влияния данного правила на принятие заключения) $W = 1$.

2) Если D_r "повышенная" и D_g "повышенная" и D_b "повышенная" и CR "повышенный" и Vis "повышенная", то состояние масла — "удовлетворительное" (Q_2). Весовой коэффициент правила $W = 1$.

3) Если Vis "высокая", то состояние масла — "плохое" (Q_3). Весовой коэффициент правила $W = 0,5$.

4) Если D_r "высокая" и D_g "высокая" и D_b "высокая" и CR "высокий", то состояние масла — "плохое" (Q_3). Весовой коэффициент правила $W = 1$.

2. *Фаззификация* (введение нечёткости) входов. Входные переменные D_r , D_g , D_b , CR и Vis являются чётким множеством, т. е. совокупностью некоторых числовых значений. На этапе фаззификации значения входных переменных переводятся в нечёткий формат, т. е. устанавливается соответствие между численным значением входной переменной и значением входной лингвистической переменной (нечёткого множества $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots\}$). В общем случае для каждой переменной устанавливается своё нечёткое множество. Входной переменной D_r соответствует нечёткое множество $A = \{A_1, A_2, A_3\}$, где значение лингвистической переменной A_1 — “нормальная”; A_2 — “повышенная”; A_3 — “высокая”; входной переменной D_g соответствует множество B , переменной D_b — множество C , переменной CR — множество D и переменной Vis — множество E . Связь между входной переменной и нечётким множеством определяется с помощью функций принадлежности $\mu_{A_i}(D_r), \mu_{B_j}(D_g), \mu_{C_l}(D_b), \mu_{D_j}(CR), \mu_{E_j}(Vis)$. Функция принадлежности принимает значения в диапазоне $[0, 1]$ и характеризует степень соответствия входной числовой переменной x_i лингвистическому понятию.

Фаззификация всех входных переменных выполнена Гауссовыми функциями принадлежности, имеющими вид

$$\mu_{X_j}(x_i) = e^{-\frac{(x_i - c)^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

где σ — среднеквадратичное отклонение функции; c — математическое отклонение (определяет положение максимума функции).

Каждому значению входного лингвистического (нечёткого) множества X_j “нормальная”, “повышенная”, или “высокая” соответствуют конкретные диапазоны числовых значений входных переменных $x_i = [D_r, D_g, D_b, CR \text{ и } Vis]$.

3. *Нахождение степени истинности условий.* В рассматриваемом случае входом для логического оператора являются числовые значения входных функций принадлежности $\bar{\mu}_{A_i}(D_r), \bar{\mu}_{B_j}(D_g), \bar{\mu}_{C_l}(D_b), \bar{\mu}_{D_j}(CR), \bar{\mu}_{E_j}(Vis)$, соответствующие измеренным значениям параметров D_r, D_g, D_b, CR и Vis . Для получения количественного значения $\bar{\mu}_k$ истинности (уровня отсечения) всех предусловий (часть правила “если”) конкретного k -того правила использован логический оператор “И”, который реализуется оператором нахождения минимального значения функций принадлежности:

$$\bar{\mu}_k = \min\{\bar{\mu}_{A_i}(D_r), \bar{\mu}_{B_j}(D_g), \bar{\mu}_{C_l}(D_b), \bar{\mu}_{D_j}(CR), \bar{\mu}_{E_j}(Vis)\}.$$

4. *Импликация* — процедура нахождения подзаключения (части правила “то”), т. е. нахождение логического вывода (нечёткого множества) каждого правила. Это множество представляется выходной функцией принадлежности, которая соответствует значению лингвистической переменной.

Перед импликацией определяются весовые коэффициенты ($W \leq 1$) правил, которые определяют степень влияния данного правила на принятие решения. Степень истинности каждого из подзаклучений равна алгебраическому произведению соответствующего значения $\bar{\mu}_k$ на весовой коэффициент W_k :

$$\bar{\mu}'_k = \bar{\mu}_k W_k.$$

Значения W_k указаны в приведённых выше правилах.

Входом для процедуры импликации являются найденные числовое значение $\bar{\mu}'_k$ (уровни отсечения) каждого правила, а выходом — нечёткое множество $\mu_k(q)$. Импликация выполняется для

каждого правила на основе логической операции “И”, которая отсекает выходное нечёткое множество на уровне $\bar{\mu}'_k$:

$$\mu_k(q) = \min\{\bar{\mu}'_k, \mu_{Q_j}(q)\},$$

где $\mu_{Q_j}(q)$ — функция принадлежности лингвистического значения (“хорошее”, “удовлетворительное”, “плохое”) выходной переменной q , заданной на множестве Q_j (состояние масла). В качестве функции принадлежности $\mu_{Q_j}(q)$ множества Q_j выбрана треугольная функция

$$\mu_{Q_j}(q) = \begin{cases} 0, & q < a_j \\ \frac{q - a_j}{b_j - a_j}, & a_j \leq q \leq b_j \\ \frac{q - a_j}{b_j - a_j}, & b_j \leq q \leq c_j \\ 0, & q > c_j \end{cases}, \quad (2)$$

где параметры a_j и c_j характеризуют основание треугольника, а параметр b_j — его вершину.

5. *Агрегирование* — процедура объединения функций принадлежности выходной переменной. Входом процесса агрегирования является совокупность усечённых выходных функций принадлежности $(\mu_1(q), \mu_2(q), \mu_3(q), \mu_4(q))$, полученных в процессе импликации для каждого правила, выходом — функция принадлежности $\mu_{\Sigma}(q)$ единого множества “объединение” Q_{Σ} . Процедура агрегирования выполняется по методу нахождения максимального значения

$$\mu_{\Sigma}(q) = \max(\mu_1(q), \mu_2(q), \mu_3(q), \mu_4(q)).$$

6. *Дефаззификация* выходных переменных. Нечёткий логический вывод Q_{Σ} преобразуется в чёткое значение (число) с помощью процедуры дефаззификации. В теории нечётких множеств процедура дефаззификации аналогична нахождению характеристик положения (математического ожидания, моды, медианы) случайных величин в теории вероятности. В поставленной задаче дефаззификация нечёткого множества осуществляется по методу центра тяжести, согласно формуле:

$$q_0 = \frac{\int_{\min}^{\max} q \mu_{\Sigma}(q)}{\int_{\min}^{\max} \mu_{\Sigma}(q)},$$

где q_0 — результат дефаззификации; q — переменная, соответствующая выходной лингвистической переменной Q ; $\mu_{\Sigma}(q)$ — функция принадлежности нечёткого множества, соответствующего выходной переменной q после агрегирования; \min и \max — левая и правая точки диапазона изменения переменной q .

Числовое значение выходной переменной q_0 равно абсциссе центра тяжести площади, ограниченной графиком кривой функции принадлежности. Полученный числовой параметр q_0 характеризует состояние масла и может использоваться как интегральный числовой “показатель состояния масла”. Состояние масла Q_1 — “хорошее”, если $q_0 \leq q_1$; Q_2 — “удовлетворительное”, если $q_1 < q_0 \leq q_2$; и Q_3 — “плохое”, если $q_0 > q_2$.

Таким образом, нечёткая выходная переменная Q будет отнесена к определённому классу Q_j , т. е. принимается чёткое заключение о состоянии масла.

Предложенный метод принятия решения о состоянии смазочного масла реализован в среде MATLAB с использованием редактора системы нечёткого вывода (FIS Editor).

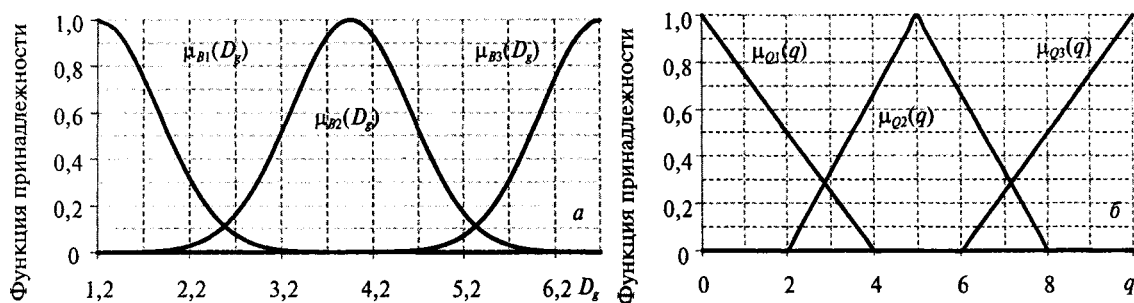
Результаты исследований и их обсуждение. Разработанный интеллектуальный метод принятия решений был применён для анализа состояния моторного масла Mobil Super 3000 X1 5W-40, работавшего в двигателе (2.0T) автомобиля Opel Vectra 2002 г.

При разработке базы правил экспертной системы были использованы три интервала значений параметров D_r , D_g , D_b , CR и Vis соответственно для трёх лингвистических переменных X_j , которые характеризуют эти интервалы значений входных параметров как “нормальное”, “повышенное” и “высокое”. Установленные критические значения выходного числового параметра q_0 для анализируемого масла: $q_1 = 3$ и $q_2 = 7$, т. е. состояние масла Q_1 – “хорошее”, если $q_0 \leq 3$, Q_2 – “удовлетворительное”, если $3 < q_0 \leq 7$ и Q_3 “плохое” качество, если $q_0 > 7$.

В табл. 1 приведены диапазоны изменений входных переменных (выходов интегрального детектора и вискозиметра) и заданные параметры соответствующих Гауссовых функций принадлежности $\mu_{X_j}(x_i)$ (см. формула 1). На рис. 2, а показана фаззификация входной переменной D_g .

Таблица 1. Диапазоны изменений и параметры функций принадлежности входных переменных

Входная переменная, x_i	Диапазон изменения	Параметры Гауссовой функции принадлежности					
		“нормальное”, $\mu_{X1}(x_i)$		“повышенное”, $\mu_{X2}(x_i)$		“высокое”, $\mu_{X3}(x_i)$	
		σ	c	σ	c	σ	c
D_r	1,8 ... 6	0,6	1,8	0,8	3,29	0,6	6
D_g	1,2 ... 6,7	0,93	1,2	0,93	3,95	0,93	6,7
D_b	1,3 ... 7,2	0,75	1,3	0,97	3,77	1	7,2
CR	0,4 ... 2,5	0,38	0,4	0,32	1,06	0,36	2,5
Vis	13 ... 17 сСт	0,85	13	0,85	13,62	0,85	17

Рис. 2. Функции принадлежности: а – входной переменной D_g множеству B , б – выходной переменной q множеству Q

Фаззификация выходной переменной выполнена треугольной функцией принадлежности на заданном диапазоне изменения числового выходного параметра q от 0 до 10. Графики функций принадлежности $\mu_{Q_j}(q)$ лингвистического значения (“хорошее”, “удовлетворительное”, “плохое”) выходной переменной q , заданной на множестве Q_j (состояние масла) представлены на рис. 2, б.

Диаграмма, представленная на рис. 3, поясняет алгоритм принятия решения о состоянии масла Mobil Super 3000 X1 5W-40 для случая, когда входные числовые переменные имеют значения $D_r = 2,69$; $D_g = 2,61$; $D_b = 2,61$; $CR = 0,88$ и $Vis = 14,3$ сСт. На диаграмме приведены все четыре правила принятия решения и демонстрируется определение степени истинности (по минимальному значению функций принадлежности), выполнение импликации, в результате которой определяется усечённое выходное множество (усечённая выходная функция принадлежности $\mu_{Q_j}(q)$) для каждого правила, и агрегирование (объединение) этих множеств в единое нечёткое множество, по которому, в результате дефаззификации по методу центра тяжести определяется числовое значение выходной переменной $q_0 = 4,13$.

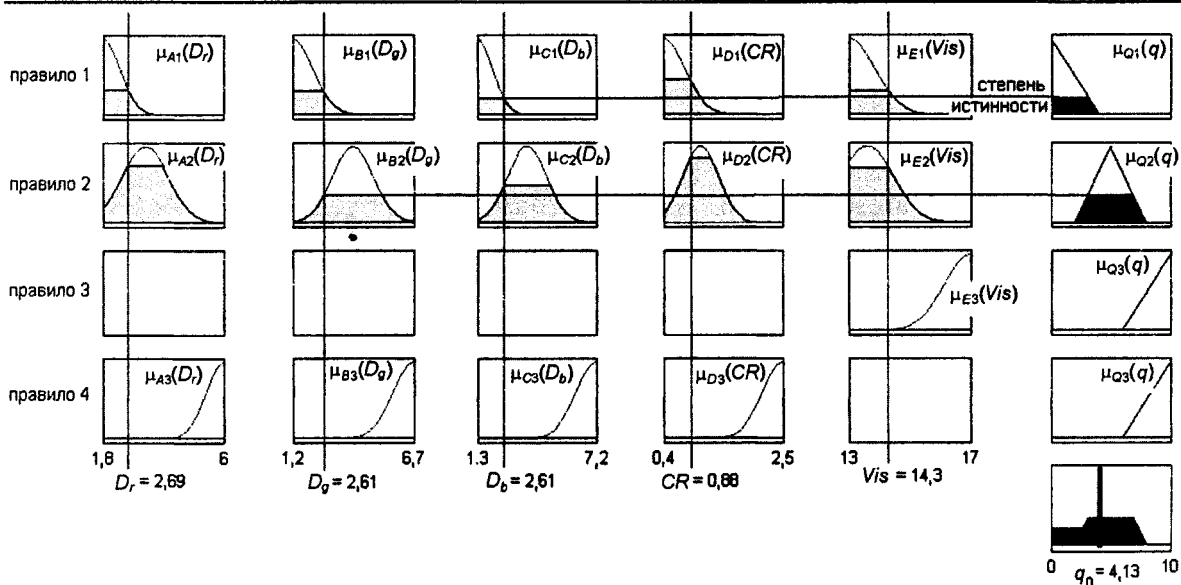


Рис. 3. Диаграмма, поясняющая алгоритм принятия решения о состоянии масла Mobil Super 3000 X1 5W-40 при входных параметрах: $D_r = 2,69$; $D_g = 2,61$; $D_b = 2,61$; $CR = 0,882$ и $Vis = 14,3$ сСт

Установленные критические значения выходного числового показателя состояния масла q_0 для анализируемого масла: $q_1 = 3$ и $q_2 = 7$, т. е. состояние масла Q_1 — “хорошее”, если $q_0 \leq 3$, Q_2 — “удовлетворительное”, если $3 < q_0 \leq 7$ и Q_3 “плохое” качество, если $q_0 > 7$.

Сравнивая полученное значение показателя $q_0 = 4,13$ с критическими значениями, принимается заключение, что состояние смазочного масла “удовлетворительное”.

В табл. 2 приведены измеренные диагностические параметры при анализе свежего (не работавшего) и работавшего масла после пробега автомобиля 107000 км.

Таблица 2. Значения измеренных диагностических параметров и выходного числового показателя состояния масла свежего (не работавшего) и работавшего масла

Исследуемое масло	Диагностические параметры					Показатель состояния масла q_0
	D_r	D_g	D_b	CR	Vis , сСт	
Свежее	2,01	1,37	1,55	0,52	14,3	2,05
Работавшее	5,72	6,42	6,88	2,01	15,9	8,31

Определённые согласно разработанному методу значения интегрального показателя q_0 для свежего масла — 2,05, что соответствует значению лингвистической переменной “хорошее”; для работавшего — 8,31, т. е. состояние масла “плохое”.

Т. е. установлено, что состояние анализируемого работавшего смазочного масла является неудовлетворительным и следует провести его замену.

Заключение. Анализ методов обработки многопараметрической информации показал, что в условиях ограниченной неопределённости, неоднозначности, неполноты и нечёткости информации об объекте, что свойственно при решении задачи оценки состояния смазочного масла, использование аппарата нечёткой логики является наиболее эффективным методом получения достоверной информации.

Разработанный интеллектуальный метод оценки состояния смазочного материала по интегральному числовому “показателю состояния масла”, полученному на основе применения аппарата нечёткой логики к анализу пяти диагностических параметров, характеризующих общую загрязнённость масла в трех спектральных диапазонах, степень его химической деструкции и вязкость

масла, позволяет объективно оценить состояния смазочного масла в режиме реального времени и своевременно провести техническое обслуживание трибосистемы, в частности, замену масла.

Обозначения

U_r, U_g, U_b и U_0 — выходные сигналы фотоприёмника в красном, зелёном, голубом диапазонах длин волн и опорный сигнал, соответственно; D_r, D_g, D_b — оптическая плотность тестируемого масла в красном, зелёном и голубом диапазоне длин волн, соответственно; CR — хроматическое отношение; а.в., Vis — акустическая и кинематическая вязкость масла, соответственно; N — количество колебаний магнитоупругой пластины, амплитуда которых превышает заданный порог; ρ — плотность масла; Q — выходное лингвистическое (нечёткое) множество; Q_1, Q_2, Q_3 — значения лингвистической переменной “хорошее”, “удовлетворительное” и “плохое”, соответственно; W — весовой коэффициент правила; X, A, B, C, D, E — входные лингвистические (нечёткие) множества; $X_j, A_j, B_j, C_j, D_j, E_j$ — значения входной лингвистической переменной; $\mu_{A_j}(D_r), \mu_{B_j}(D_g), \mu_{C_j}(D_b), \mu_{D_j}(CR), \mu_{E_j}(Vis)$ — входные функции принадлежности; σ, c — среднее квадратичное отклонение и математическое отклонение Гауссовой функции принадлежности, соответственно; x_i — входные переменные; $\bar{\mu}_{A_j}(D_r), \bar{\mu}_{B_j}(D_g), \bar{\mu}_{C_j}(D_b), \bar{\mu}_{D_j}(CR), \bar{\mu}_{E_j}(Vis)$ — числовые значения входных функций принадлежности; $\bar{\mu}_k$ — значения истинности (уровня отсечения) предусловия k -того правила; $\bar{\mu}'_k$ — степень истинности подзаключений k -того правила; q, q_1, q_2 — выходная числовая переменная и её критические значения, соответственно; $\mu_Q(q)$ — выходная функция принадлежности j -того лингвистического значения выходной переменной q ; a_j, c_j — параметры треугольной функции принадлежности; $\mu_1(q), \mu_2(q), \mu_3(q), \mu_4(q)$ — усечённые выходные функции принадлежности для правил 1, 2, 3 и 4, соответственно; $\mu_\Sigma(q)$ — функция принадлежности множества “объединение”; Q_Σ — множество “объединение”; q_0 — интегральный числовой “показатель состояния масла”.

Литература

1. Айк Древес, Йост Андерхуб. Нечеткая логика и нейронные сети // Компрессорная техника и пневматика. — 2012 (3), 7—11
2. Жернаков, С. В., Иванова Н. С., Равилов Р. Ф. Контроль и диагностика технического состояния масляной системы ГТД с использованием технологии нейронных сетей // Управление, вычислительная техника и информатика. — 2009 (16), № 2(47), 210—220
3. Abu-Siada A., Lai S. P., and Islam S. M. A Novel Fuzzy-Logic Approach for Furan Estimation in Transformer Oil // IEEE Transactions on Power Delivery. — 2012 (27), no. 2, 469—474
4. Костерев Н. В., Бардик Е. И., Вожаков Р. В., Курач Т. Ю. Нечеткие алгоритмы оценки технического состояния и прогнозирования остаточного ресурса электрооборудования // Наукові праці ДонНТУ. — Електротехніка і енергетика. — 2008 (140), № 8, 65—70
5. Ramezani S., and Yousofi M. A Fuzzy Rule Based System for Fault Diagnosis, Using Oil Analysis Results // International Journal of Industrial Engineering and Production Research. — 2011 (22), no. 2, 91—98
6. Маркова Л. В., Макаренко В. М., Семенюк М. С., Зозуля А. П., Конг Х, Хан Х.-Г. Магнитоупругий вискозиметр для оперативного контроля вязкости смазочных масел // Трение и износ. — 2011 (32), № 1, 54—63
7. Маркова Л. В., Мышкин Н. К., Макаренко В. М., Семенюк М. С., Конг Х., Хан Х.-Г., Оссиа С. В. Интегральный детектор для контроля состояния смазочного материала трибосопряжений // Трение и износ. — 2008 (29), № 4, 399—408

8. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику / Материалы сайта <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/index.php>

Поступила в редакцию 02.10.15.

Markova L. V. Intellectual Estimation Method of Lubricating Oil Condition.

Mathematical decision-making techniques for estimating lubricant oil condition are analyzed. In view of indeterminacy, ambiguity, incompleteness and fuzziness of information on subject of inquiry, it is shown that application of expert system based on fuzzy logic that allows making a decision more objective and meaningful is a promising solution to the problem of determining oil performance. Intellectual estimation method of lubricating oil condition and a flowchart of fuzzy logic method based on Mamdani algorithm are developed. A sample of realization of the developed technique is presented for identification of lubricating oil condition basing on analysis of diagnostic parameters — total oil pollution measured in three spectral ranges, chemical destruction index and oil viscosity. Conclusion on lubricating oil performance is drawn on basis of analysis of integrated “oil condition index”. It is shown that the developed method allows estimating the oil condition objectively at early stages of the real-time operation and performing a necessary maintenance of tribosystem.

Keywords: lubricant oil, oil performance, diagnostics, decision-making techniques, fuzzy logic.