

УДК 004.048

Тільняк Ю.Я.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Корнага Я.І.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

РЕАЛІЗАЦІЯ ГІБРИДНИХ АЛГОРИТМІВ КОНТРОЛЮ В ДІАГНОСТИЦІ ДВИГУНА ВНУТРІШНЬОГО ЗГОРЯННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ СУЧАСНИХ БОРТОВИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ПРИСТРОЇВ

У статті розглянуто реалізацію нечітких нейронних алгоритмів для вирішення завдань контролю та діагностики автомобілів на сучасних бортових обчислювальних пристроях. Описано побудову математичної моделі двигунів внутрішнього згорання і класифікатора відмов, відображені їхні переваги і недоліки порівняно з чинними методами діагностики. Методом математичного моделювання досліджено нейромережеві алгоритми для контролю й діагностики технічного стану масляної системи двигуна внутрішнього згорання. Сформовано завдання комплексної оцінки параметрів масляної системи в нейромережевому базисі. Запропоновано інженерну методику, яка може бути застосована на етапах стендових і їздових випробувань автомобільного двигуна внутрішнього згорання.

Ключові слова: система технічної діагностики, двигун внутрішнього згорання, штучна нейронна мережа, електронний блок керування, нейронечіткий алгоритм, алгоритм навчання.

Постановка проблеми. Сучасний автомобіль є складним технічним об'єктом, безвідмовна робота якого визначає безпеку та економічну ефективність експлуатації автомобільної техніки.

При цьому система контролю й діагностики такого двигуна повинна за мінімальний час із максимальною точністю виявляти відхилення робочих параметрів двигуна від заданих, щоб не допустити виникнення відмов, здатних привести до руйнування двигуна.

Системи управління, контролю та діагностики автомобільного двигуна внутрішнього згорання (далі – ДВЗ) працюють в умовах неповноти вимірюваної інформації, шумів вимірювань, конструктивної, параметричної та експертної невизначеності під час оцінки параметрів двигуна в поєднанні з високою складністю процесів, що протікають у двигуні. У таких умовах ефективність класичних методів контролю і діагностики може бути недостатня і тому виникає необхідність застосування інтелектуальних технологій для вирішення поставленого завдання.

Постановка завдання. Електронна система керування автомобільного ДВЗ із повною відповідальністю реалізує управління двигуном на всіх режимах роботи, забезпечуючи його стійку роботу на перехідних режимах, діагностику двигуна і систем, розпізнавання відмов. Основними блоками цієї системи є: блок контролю, реальні показники якого можуть відрізнятися, бортова система контролю і діагностики, система автоматичного управління.

Сьогодні для виявлення відмов застосовується метод передпускового контролю, який полягає в тому, що відстежується перебування вимірюваних величин і їх похідних за часом у заданих межах, при виході за які робиться висновок про відмову. У разі виявлення відмови вимірювального каналу для відновлення втраченої інформації використовуються останні значення вимірюваного параметра. Ефективність такого методу в разі поступової або нечіткої відмови низька, а також невисока точність відновленої інформації, особливо при роботі двигуна на перехідних режимах [6, с. 665].

Для вирішення цієї проблеми виникає необхідність доповнювати класичні методи контролю і діагностики ДВЗ інтелектуальними методами, що мають більш високу ефективність на будь-яких режимах. З вищевказаних методів, крім нейронних мереж і алгоритмів нечіткої логіки, представляють інтерес гібридні інтелектуальні алгоритми, реалізовані на основі комбінації різних інтелектуальних методів [8, с. 256].

Так, для вирішення зазначеного завдання може бути використана інтелектуальна система, в основі якої лежить математична модель на базі нейронної мережі і нейронечіткий класифікатор [9, с. 344]. Така система дозволяє виявляти і класифікувати

нештатні режими роботи електронного блоку керування (ЕБК), вимірювальних каналів і виконавчих механізмів у бортових умовах (рис. 1).

Математична модель ЕБК. Математична модель ЕБК грає роль еталонної моделі в складі бортової системи контролю і діагностики. Порівняння розрахункових даних математичної моделі з даними вимірювальних каналів дозволяє відстежити зміни в контрольованому об'єкті [7, с. 90].

Крім того, ця модель може бути застосована для відновлення даних у вимірювальних каналах. Математична модель описує не стаціонарність робочих процесів ЕБК (таким чином, необхідним є використання динамічної моделі);

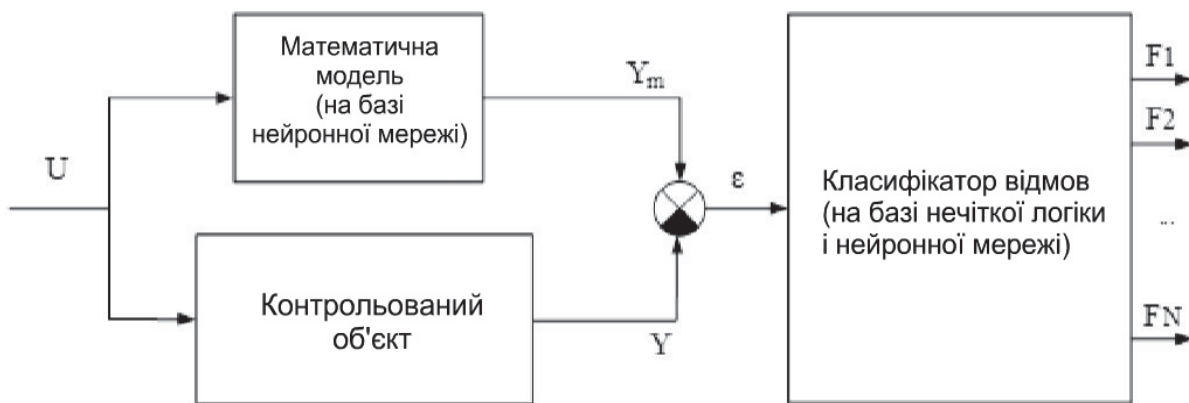


Рис. 1. Структура системи контролю і діагностики

Таблиця 1

Навчальна вибірка математичної моделі

G_i	n_1	n_2	T_4	R_k
116.125	9.664	20.867	833.375	1.125
125.750	10.000	21.758	817.125	1.093
131.125	10.477	22.249	843.437	1.121
132.875	10.820	22.813	860.250	1.144
136.000	11.266	23.414	879.438	1.174
138.375	11.711	24.047	902.250	1.181
139.125	12.305	24.930	933.813	1.202
143.875	12.836	25.758	955.250	1.215
145.750	13.461	26.742	974.687	1.229
208.000	36.742	61.336	616.688	3.196
243.375	43.273	65.945	640.125	3.902
319.500	54.047	71.695	635.688	5.267
425.000	67.203	77.258	637.063	7.135
481.250	72.883	79.461	639.500	8.122
524.250	75.492	80.695	647.625	8.732
582.875	78.594	82.008	663.313	9.404
624.875	80.797	82.906	677.063	9.958

Одним із перспективних напрямів у цій темі є створення математичної моделі на основі нейронних мереж, які відрізняються здатністю до навчання та узагальнення накопичених знань, що дає можливість підлаштувати параметри моделі під властивості конкретного автомобіля на основі даних, отриманих у результаті стендової діагностики.

На рис. 2 показана структура нейромережевої моделі ЕБК, побудованої на основі багатозарового рекурентного перцептрона. Кількість нейронів у прихованому шарі вибирається, виходячи з мінімальної середньоквадратичної помилки навчання нейронної мережі:

Кількість нейронів у прихованому шарі вибирається виходячи з мінімальної середньоквадратичної помилки навчання нейронної мережі (рис. 3) [3, с. 416].

Вибірка експериментальних даних для навчання моделі приведена в табл. 1.

Класифікатор стану двигуна і його систем побудований на основі нейро-нечіткої мережі. Принцип його роботи полягає в тому, що вектор розрахункових даних моделі Y_m (рис. 4) порівнюється поелементно з вектором даних вимірювань Y , потім отриманий вектор помилок ε подається на вхід нейро-нечіткого класифікатора, який на підставі значення помилок і їх похідних по часу видає висновок про справність двигуна або його систем [5, с. 156].

Вихідними сигналами такого класифікатора є такі стани двигуна і систем:

- справний стан;
- відмови вимірювальних датчиків;
- відмови виконавчих механізмів;
- відмови двигуна;
- відмови системи ЕБУ.

На рис. 5 зображено графік вибірки навчальних даних, у яких моделюється поступова відмова датчика температури газів (лямбда зонд).

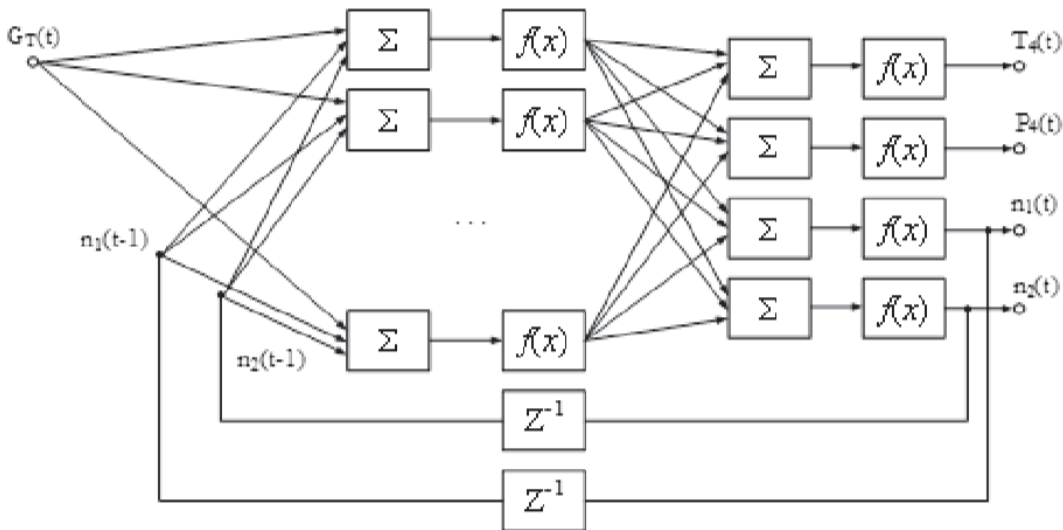


Рис. 2. Структура нейромережевої моделі ЕБК

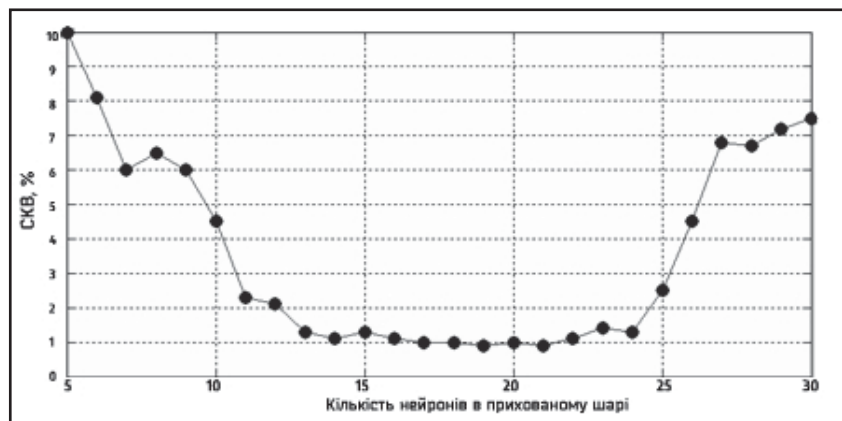


Рис. 3. Помилка нейронної мережі в залежності від кількості нейронів прихованого шару

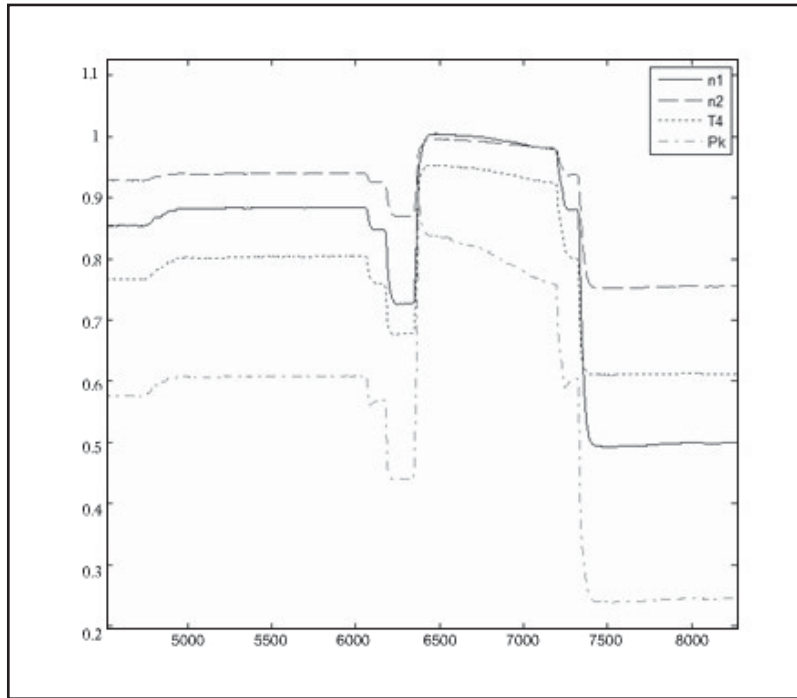


Рис. 4. Розрахункові дані неймережевої моделі ЕБУ

Порівняльний аналіз точності класичного і нейронечітких методів класифікації відмов наведено в табл. 2. У ній зображено ймовірності помилок 1 і 2 роду під час класифікації відмови вимірювального каналу температури газів за турбіною, дефектів компресора і камери згоряння. Дані, наведені в табл. 2, доводять, що інтелектуальні методи більш ефективно і якісно здійснюють процес ідентифікації відмов у вузлах і агрегатах двигуна внутрішнього згоряння [2, с. 96].

Вибір алгоритмів навчання

Алгоритмами навчання НМ були:

- алгоритми зворотного поширення помилки (Back Propagation);
- квазіньютонівський алгоритм (Quasi Newton);
- алгоритм сполучених градієнтів (Conjugate Gradients) і їх комбінації.

Аналіз отриманих результатів показав, що найбільш прийнятним є використання квазіньютонівського алгоритму, який забезпечує високу швидкість збіжності й точність процесу навчання [4, с. 256].

Оцінка ефективності результатів ідентифікації. У результаті порівняльного аналізу

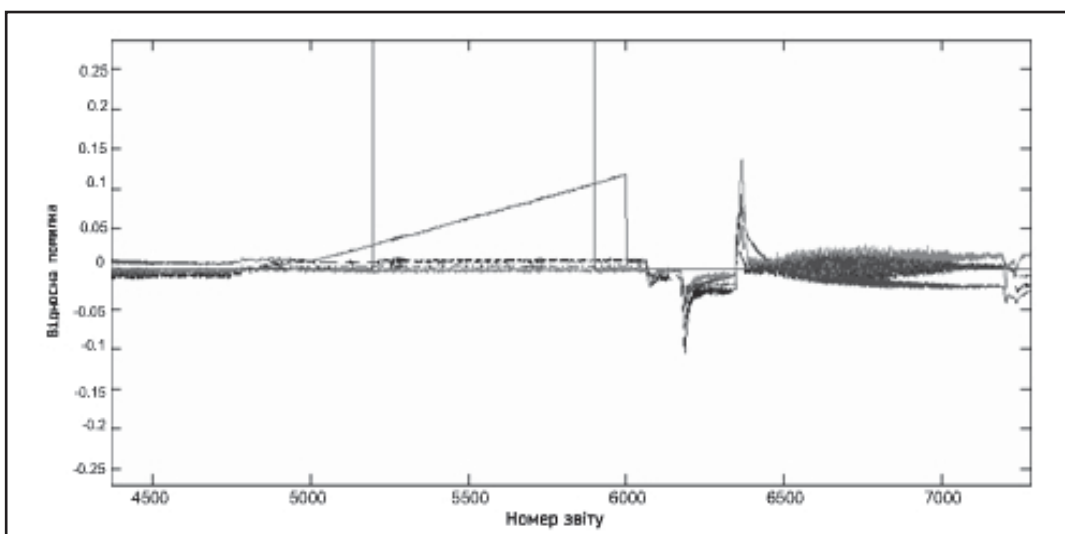


Рис. 5. Графік вибірки навчання класифікатора відмов

точності нейромережових (перцептрон, радіально-базисних функцій (далі – РБФ), модульна нейронна мережа) і класичних методів: найменших квадратів (далі – МНК) та групового обліку аргументу (далі – МГУА). Ідентифікації масляної системи ДВЗ було проаналізовано за 8 параметрами (табл. 3), де було встановлено, що максимальна похибка ідентифікації при використанні НМ перцептрон у 2,2 рази (Т1002) менше, ніж для поліноміальної регресійної моделі 12-го порядку, побудованої за допомогою МНК і в 1,4 рази менше, ніж МГУА, а модульної НМ і для РБФ менше відповідно в 1,2 і в 1,45 рази. При цьому перцептрон забезпечує похибка ідентифікації, що не перевищує 0,6%; модульна НМ – 0,75%; НМ РБФ і МГУА – 0,8%; МНК – 0,95 % [10, с. 323].

Із метою аналізу стійкості нейронних мереж до зміни вхідних даних (табл. 1) до них додавалася адитивна перешкода щодо поточного значення кожного з параметрів у вигляді білого шуму з нульовим математичним очікуванням і $\sigma_i = \pm 0,01$ (табл. 4) [1, с. 240].

Результати аналізу точності ідентифікації для 8 параметрів масла ДВЗ в умовах дії шуму показали такі результати: НМ перцептрон – 0,76%; модульна НМ – 0,87%; НМ РБФ – 1,32%; МГУА – 0,93%; МНК – 7,41%.

Похибка ідентифікації масляної системи моделі ДВЗ за допомогою перцептрона не перевищила 0,6%; для модульної НМ – 0,75%; для НМ РБФ і МГУА – 0,8%, тоді, як для класичного методу вони становлять близько 0,95% у розглянутому діапазоні зміни режимів роботи

Нейромережові методи більш робастні до зовнішніх збурень: для рівня шуму $\sigma = \pm 0,01$ похибка ідентифікації ДВЗ при використанні перцептрона виросла з 0,6 до 0,769%; для модульної НМ з 0,75 до 0,85% для НМ РБФ з 0,8 до 1%, а для методу найменших квадратів – з 0,95 до 7,4%.

Поверхні відгуку для параметра – приведена температура зливу з опори турбіни Т606, побудована з використанням методу найменших квадратів (поліном 12 порядку) і нейромережових методів (НМ перцептрон) в умовах адитивної перешкоди ($M = 0$; $\sigma = \pm 0,01$)

Таблиця 2

Порівняльний аналіз методів

Метод класифікації відмов	Імовірність помилки визначення відмови, %					
	Відмова вимірювального каналу t4		Дефект компресора низького тиску		Дефект камери згоряння	
	Помилка 1 роду	Помилка 2 роду	Помилка 1 роду	Помилка 2 роду	Помилка 1 роду	Помилка 2 роду
Допусковий контроль	1,21	0,75	1,72	1,17	2,41	1,93
Інтелектуальний метод	0,47	0,27	0,56	0,41	0,77	0,55

Таблиця 3

Ідентифікації масляної системи ДВЗ

Методи обчислень	Параметри масляної системи ДВЗ, %							
	d_T4	T606	T607	d_T606	T1002	T1003	Tm	Pm
МНК	0,945	0,350	0,278	0,459	0,281	0,288	0,229	0,176
МГУА	0,832	0,235	0,316	0,391	0,182	0,199	0,223	0,144
НМ РБФ	0,814	0,245	0,265	0,352	0,189	0,165	0,196	0,148
Модульна НМ	0,747	0,228	0,246	0,344	0,153	0,168	0,218	0,134
НМ перцептрон	0,574	0,222	0,251	0,327	0,130	0,152	0,196	0,126

Таблиця 4

Ідентифікації масляної системи ДВЗ із додаванням білого шуму

Методи обчислень	Параметри масляної системи ДВЗ, %							
	d_T4	T606	T607	d_T606	T1002	T1003	Tm	Pm
МНК	7,413	2,248	2,621	3,573	2,188	1,833	1,894	1,675
МГУА	0,932	0,355	0,529	0,664	0,472	0,375	0,467	0,668
НМ РБФ	1,037	1,142	1,157	1,126	1,221	1,321	1,236	1,212
Модульна НМ	0,872	0,343	0,362	0,395	0,210	0,210	0,263	0,358
НМ перцептрон	0,755	0,285	0,315	0,352	0,189	0,175	0,227	0,262

Висновки. На основі аналізу було встановлено такі переваги використання нейромережових і нейронечітких алгоритмів для вирішення вищезазначених завдань: підвищення ефективності діагностики нечітких відмов; простота навчання і до навчання застосовуваних моделей; точність обчислень в умовах «не-факторів».

У процесі розв'язання завдань ідентифікації математичної моделі масляної системи ДВГ на

основі нейронної мережі було встановлено, що НМ вирішують завдання ідентифікації, точніше класичних методів: похибка ідентифікації НМ типу перцептрон в 1,4 рази менше ніж у регресійній моделі, отриманій за допомогою МНК для розглянутого діапазону зміни режимів роботи двигуна.

Наведені приклади показують ефективність вирішення перерахованих вище завдань за допомогою нейронної мережі.

Список літератури:

1. Буртаев Ю.Ф., Острейковский В.А. Статистический анализ надежности объектов по ограниченной информации. Москва: Энергоатомиздат, 1995. 240 с.
2. Глухов В.В. Техническое диагностирование динамических систем. Москва: Транспорт, 2000. 96 с.
3. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Москва: ИПРЖР, 2000. 416 с.
4. Головкин В.А. Нейронные сети: Обучение, организация и применение. Москва: Радиотехника, 2001. 256 с.
5. Дубравский Н.Г., Егоров И.В., Знаменков О.К. Структура и алгоритмы системы диагностики двигателей по функциональным параметрам. Москва: ЦИАМ. 1984. № 10261. 156 с.
6. Клюев В.В. Контроль. Диагностика. Энциклопедия. Москва: Машиностроение, 2000. Т. VII. 665 с.
7. Кокорев Г.Д. Математическая модель изменения технического состояния мобильного транспорта в процессе эксплуатации. Вестник РГАТУ. 2012. № 4(16). С. 90–93.
8. Кокорев Г.Д. Повышение эффективности системы технической эксплуатации автомобилей в сельском хозяйстве на основе инженерно-кибернетического подхода. Рязань, 2014. 483 с.
9. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. Финансы и статистика. 2002. 344 с.
10. Сычѳв А.М., Брагин Т.М., Степанов М.Ф., Степанов А.М. Построение математической модели дизель-генератора по данным эксперимента. Саратов: СГТУ, 2008. С. 323–326.

РЕАЛИЗАЦИЯ ГИБРИДНЫХ АЛГОРИТМОВ КОНТРОЛЯ В ДИАГНОСТИКЕ ДВИГАТЕЛЯ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СОВРЕМЕННЫХ БОРТОВЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ УСТРОЙСТВ

В статье рассмотрена реализация нечетких нейронных алгоритмов для решения задач контроля и диагностики автомобилей на современных бортовых вычислительных устройствах. Описано построение математической модели двигателей внутреннего сгорания и классификатора отказов, выражены их преимущества и недостатки по сравнению с действующими методами диагностики.

Методом математического моделирования исследованы нейросетевые алгоритмы для контроля и диагностики технического состояния масляной системы двигателя внутреннего сгорания. Сформулированы задачи комплексной оценки параметров масляной системы в нейросетевом базисе.

Предложено инженерную методику, которая может быть применена на этапах стендовых и ездовых испытаний автомобильного двигателя внутреннего сгорания.

Ключевые слова: система технической диагностики, двигатель внутреннего сгорания, искусственная нейронная сеть, электронный блок управления, нейронечіткий алгоритм, алгоритм обучения.

REALIZATION OF HYBRID ALGORITHMS OF CONTROL IN THE DIAGNOSTICS OF THE INTERNAL CONDITIONING ENGINE WITH USING MODERN PASSENGER CIRCUIT DEVICES

The article considers the implementation of fuzzy neural algorithms for solving the problems of control and diagnostics of cars on modern onboard computers. The construction of a mathematical model of internal combustion engines and a failure classifier are described, their advantages and disadvantages are compared with the current methods of diagnostics.

The neural network algorithms for control and diagnostics of the technical condition of the oil system of the internal combustion engine were investigated by mathematical modeling. The problem of complex estimation of parameters of the oil system in the neural network basis is formed.

The engineering methods that can be applied at the stages of bench and ride tests of the automobile internal combustion engine are suggested.

Key words: system of technical diagnostics, internal combustion engine, artificial neural network, electronic control unit, neuro-fuzzy algorithm, training algorithm.