

О.П. Кравченко, д.т.н., проф.
С.А. Верігельник, аспір.

Східноукраїнській національний університет імені Володимира Даля

МОЖЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ ВІДМОВ ЕЛЕМЕНТІВ АВТОМОБІЛІВ

Розглянуто розроблену експертну систему, яка заснована на алгоритмах нечіткої логіки і нейронних мережах, що дозволяє прогнозувати відмови елементів автомобілів.

Вступ. Проведені дослідження надійності автомобілів-тягачів MERSEDES-BENZ ACTROS 1844 LS і VOLVO FH 12 показали, що при розгляданні потоку відмов по вузлах автомобіля спостерігається їх підпорядкування відомим статистичним законам розподілу – нормальному і логарифмічно-нормальному [1]. Однак є вузли, аналіз відмов яких не дозволяє виявити яку-небудь залежність. Так в результаті дослідження відмов елементів рульового керування автомобілів-тягачів MERSEDES-BENZ 1844 ACTROS LS наявність закономірності було виявлено тільки у відмовах наконечників рульових тяг. Це пов'язано як з концептуальними змінами в конструкціях автомобілів, так і з доопрацюванням недоліків виявлених у гарантійний період експлуатації [2].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Однією з деталей ходової частини і елементів підвіски автомобілів VOLVO FH 12, що найчастіше підлягають заміні, є пневморесори – близько 50 % всіх заміні [3]. Проведений статистичний аналіз показав наявність підпорядкування потоку відмов логарифмічно-нормальному закону розподілу (рис. 1).

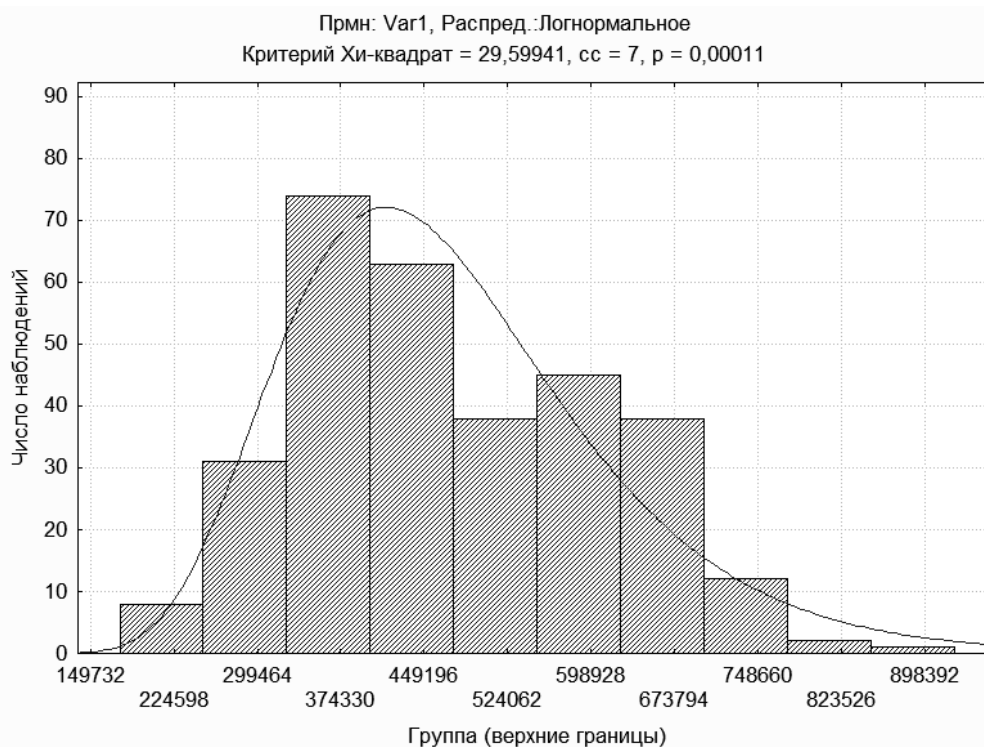


Рис. 1. Розподіл потоку відмов пневморесорів автомобілів-тягачів VOLVO FH 12

В теперішній час широко розвиваються обчислювальні технології, що об'єднуються назвою Computational Intelligence, що дозволяють одержувати безперервні або дискретні рішення в результаті навчання за доступними (не завжди повними) наявними даними. Тісний взаємозв'язок трьох методів – побудова нейронних мереж, використання моделей нечітких множин і побудова генетичних алгоритмів [4] дозволяє вирішувати дослідницькі завдання з великого зашумлення і неповнотою даних [5]. Безумовно, таким і є завдання створення прогнозу відмов вузлів автомобіля.

Мета статті. Розглядається експертна система, розроблена на основі нечіткої логіки із застосуванням елементів нейронних мереж, в якій як експерт закладені результати логарифмічно-нормального закону розподілу відмов.

Викладення основного матеріалу. Уявімо систему у вигляді об'єкта з двома входами X_1 , X_2 , і одним виходом Y , де X_1 – пробіг автомобіля; X_2 – кількість відмов досліджуваної деталі (вузла), Y – прогнозована кількість відмов деталі. Параметри стану системи X_1 , X_2 та управлінську дію Y вважатимемо лінгвістичними змінними, які оцінюються за допомогою словесних термів (табл. 1).

Таблиця 1

Параметри змінних

Змінна	Терм-множини	Значення	Позначення
Пробіг автомобіля X_1	до 100 тис. км	[0;100000]	L_1
	до 300 тис. км	[200000; 300000]	L_2
	до 500 тис. км	[400000; 500000]	L_3
	до 900 тис. км	[500000; 900000]	L_4
Статистика відмов X_2	дуже рідко	[0;15]	S_{vs}
	рідко	[15;30]	S_s
	часто	[30;60]	S_o
	дуже часто	[60;100]	S_{vo}
Прогноз відмов Y	дуже рідко	[0;15]	p_1
	рідко	[15;30]	p_2
	часто	[30;60]	p_3
	дуже часто	[60;100]	p_4

Використання нечітких логічних рівнянь передбачає наявність функцій належності нечітких термів, які належать до бази знань. За визначенням функція приналежності $\mu_T(u)$ характеризує суб'єктивну міру (у діапазоні [0; 1]) впевненості експерта в тому, що чітке значення u відповідає нечіткому терму T . У даній моделі використовувалася модель функції належності у вигляді:

$$\mu^T(u) = \frac{1}{1 + \left(\frac{u-b}{c}\right)^2}, \quad (1)$$

де b – координата максимуму функції; c – коефіцієнт концентрації-розтягування функції (рис. 2). Для нечіткого терму T число b є найбільш можливим значення змінної u .

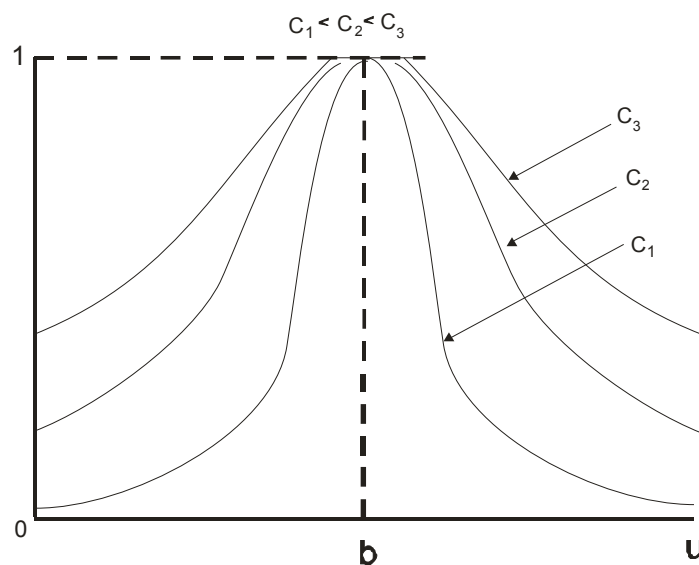


Рис. 2. Модель функції приналежності

Нехай функція належності змінної u до терму j . Були створені такі нечіткі логічні рівняння на основі складених правил бази знань, встановлювати зв'язок між функціями належності змінних:

$$\mu^{P_1}(y) = \mu^{L_1}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee \mu^{L_1}(x_1) \cdot \mu^{S_1}(x_2); \quad (2)$$

$$\mu^{P_2}(y) = \mu^{L_1}(x_1) \cdot \mu^{S_2}(x_2) \vee \mu^{L_2}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee$$

$$\vee \mu^{L_2}(x_1) \cdot \mu^{S_1}(x_2) \vee \mu^{L_2}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2); \quad (3)$$

$$\mu^{P_3}(y) = \mu^{L_1}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee \mu^{L_2}(x_1) \cdot \mu^{S_2}(x_2) \vee \mu^{L_2}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee \mu^{L_3}(x_1) \cdot \mu^{S_1}(x_2) \vee$$

$$\vee \mu^{L_3}(x_1) \cdot \mu^{S_2}(x_2) \vee \mu^{L_3}(x_1) \cdot \mu^{S_3}(x_2) \vee \mu^{L_3}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2); \quad (4)$$

$$\mu^{P_4}(y) = \mu^{L_3}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee \mu^{L_4}(x_1) \cdot \mu^{S_{\infty}}(x_2) \vee \mu^{L_4}(x_1) \cdot \mu^{S_1}(x_2). \quad (5)$$

Тут точками позначена операція І (min), а знаком – операція АБО (max). Тоді лінгвістичний опис формули (2) буде виглядати як:

ЯКЩО пробіг автомобіля до 100 тис. км І статистика відмов – дуже рідко АБО ЯКЩО пробіг автомобіля до 100 тис. км І статистика відмов – рідко, ТО прогноз відмов – дуже мало. Алгоритм прийняття рішення на основі нечітких логічних рівнянь полягає в наступному.

Крок 1. Зафіксувати значення X_1 і X_2 .

Крок 2. Визначити ступені приналежності значень X_1 і X_2 до відповідних термів за допомогою функції приналежності.

Крок 3. Обчислити ступінь належності U до кожного з класів рішень p_1, p_2, p_3, p_4 за допомогою нечітких логічних рівнянь.

Крок 4. Прогнозом відмов U слід вважати терм з максимальною функцією належності, яка визначається на кроці 3.

Для придбання кількісного значення U необхідно виконати операцію дефазифікації, тобто переходу від нечіткого терму до чіткого числа. Для виконання цієї операції діапазон зміни змінної U ділиться на чотири класи:

$$y \in [y, \bar{y}] = \underbrace{[y_1, y_1]}_{p_1} \cup \underbrace{[y_1, y_2]}_{p_2} \cup \underbrace{[y_2, y_3]}_{p_3} \cup \underbrace{[y_3, \bar{y}]}_{p_4} \quad (6)$$

Чітке значення прогнозу відмов визначається за формулою:

$$y = \frac{\mu^{P_1}(y) + y_1 \mu^{P_2}(y) + y_2 \mu^{P_3}(y) + y_3 \mu^{P_4}(y)}{\mu^{P_1}(y) + \mu^{P_2}(y) + \mu^{P_3}(y) + \mu^{P_4}(y)}. \quad (7)$$

Дана модель прогнозування відмов пневморесори – деталі ходової частини автомобіля-тягача MERSEDES-BENZ ACTROS 1844 LS – була реалізована в програмному середовищі MathLab 7.12, використано два інструментальних засоби цієї системи: пакети Neural Networks Toolbox (нейронні мережі) і Fuzzy Logic Toolbox (пакет нечіткої логіки) [6].

Нечітка модель гібридної мережі містила в собі дві вхідні змінні – X_1 (пробіг до відмови пневморесори), X_2 (кількість відмов пневморесор) і одну вихідну змінну – U (кількість відмов пневморесор на наступний період). Діапазони вхідних і вихідних змінних складають $X_1(l) \in [0, 900000]$, $X_2(l) \in [0, 100]$, $U(l) \in [0, 100]$.

У програмному середовищі Fuzzy Logic Toolbox задані функції приналежності змінної X п'яти термів (рис. 3, а). Розроблена методика включала створення бази знань у вигляді формування правил (рис. 3, б), в яких були використані статистичні дані про відмови пневморесори.

За навчальну вибірку взято значення трійок (пробіг, відмова, керуюча дія) з урахуванням даних, отриманих у результаті статистичного дослідження. За допомогою ANFIS-редактора виконувалося навчання створеної системи.

Співвідношення (2)–(5) визначають функціональну залежність (1) у вигляді:

$$y(l) = F(x_1(l), x_2(l), W, B_1, C_1, B_2, C_2), \quad (8)$$

де $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ – вектор ваг правил в нечіткій базі знань (рис. 3, б);

$B_1 = (b_1^{vD}, b_1^D, b_1^{St}, b_1^I, b_1^{vI})$, $B_2 = (b_2^{vL}, b_2^L, b_2^S, b_2^B, b_2^{vB})$ – вектори центрів функцій належності

змінних X_1 і X_2 до відповідних термів; $C_1 = (c_1^{vD}, c_1^D, c_1^{St}, c_1^I, c_1^{vI})$, $C_2 = (c_2^{vL}, c_2^L, c_2^S, c_2^B, c_2^{vB})$ –

вектори параметрів концентрації функцій належності змінних X_1 і X_2 до відповідних термів; F – оператор зв'язку вхід–вихід, відповідний формулам (2)–(5).

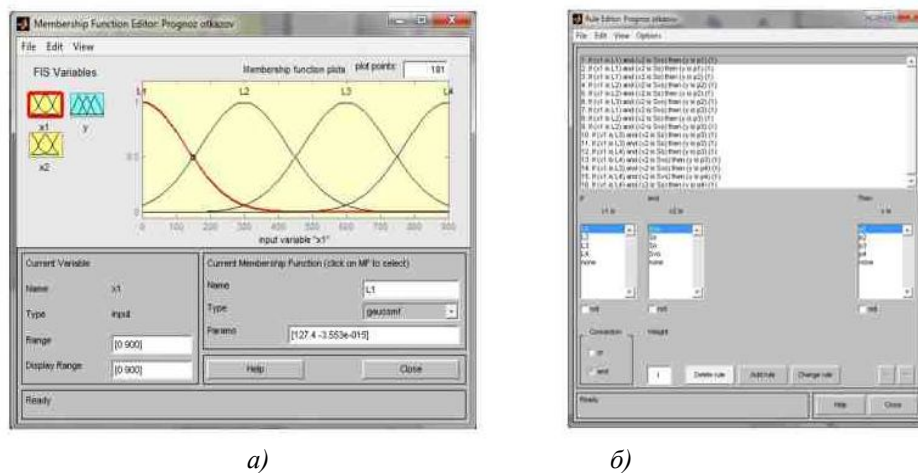


Рис. 3. Створення нечіткої моделі в програмному середовищі Fuzzy Logic Toolbox:
а – визначення змінної X_1 , б – створення бази знань

Передбачається, що на основі рішень може бути складена навчальна вибірка у вигляді M експериментальних даних вигляду:

$$\left\langle \hat{x}_1(l), \hat{x}_2(l), \hat{y}(l) \right\rangle, l = \overline{1, M}, \quad (9)$$

де $\langle \hat{x}_1(l), \hat{x}_2(l) \rangle$ – параметри стану системи на пробігу l ; $y(l)$ – управлінську дію на даному пробігу.

Суть настроювання моделі полягає в підборі таких параметрів функцій належності b , c і ваг нечітких правил w , які забезпечують мінімум розходження між модельними і експериментальними даними:

$$\sum_{l=1}^M \left[F(\hat{x}_1(l), \hat{x}_2(l), W, B_1, C_1, B_2, C_2) - \hat{y}(l) \right]^2 = \min_{W, B, C}, \quad i = 1, 2. \quad (10)$$

Висновки. Результати дослідження. В результаті виконаної роботи була отримана гібридна мережа, структура якої представлена на рисунку 4, а. Результатом стала експертна система, яка дозволяє прогнозувати кількість відмов пневморесор на заданому пробігу. Для парку в 150 автомобілів MERSEDES-BENZ 1844 ACTROS LS на пробігу 670 тис. км, за даними розробленої системи, буде потрібно 42 заміни пневморесор (рис. 4, б).

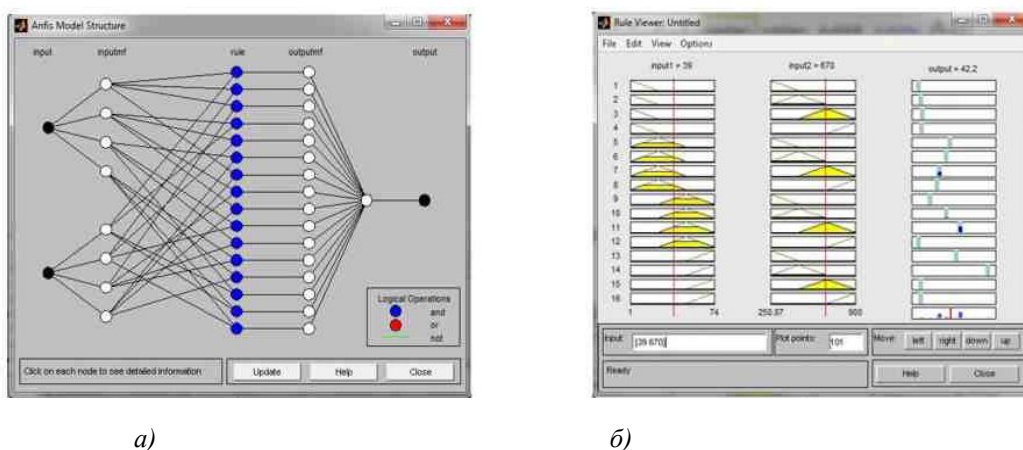


Рис. 4. Гібридна мережа:
а – структура гібридної мережі, б – результат роботи експертної системи

Розглянутий метод нечіткого багатокритеріального аналізу, побудований на основі нейронних мереж, заснований на нечіткому логічному висновку, який використовує базу лінгвістичних правил,

дозволяє проводити прогнозування відмов елементів автомобіля. Структура лінгвістичних терм-множин дозволяє врахувати особливості статистичних даних. Наведений приклад прогнозу показує, що результати, отримані за допомогою даної системи володіють достатньою точністю. Підвищення точності прогнозу, а також адаптація системи для іншого підприємства аж до визначення параметрів для конкретного автомобіля можливо після додавання в модель додаткових впливів експлуатаційних факторів, однак необхідно далі досліджувати вивчати рівень їхнього впливу із можливістю з введення в модель.

Список використаної літератури:

1. *Кравченко А.П.* Статистический анализ надежности автомобилей-тягачей MERSEDES-BENZ 1844 ACTROS LS / *А.П. Кравченко, Е.А. Верительныйк* // материалы VII междунар. науч.-техн. конф. «Проблемы качества и эксплуатации автотранспортных средств». – Пенза : ПГУАС, 2012. – С. 188–192.
2. *Кравченко А.П.* Некоторые результаты исследования надежности автомобилей-тягачей в гарантийный период эксплуатации / *А.П. Кравченко* // материалы IV-й Междунар. научн.-техн. конф. «Проблемы качества и эксплуатации автотранспортных средств». – Пенза : ПГУАС, 2006. – Ч. 1. – С. 46–51.
3. *Кравченко А.П.* Анализ эксплуатационной надежности автомобилей-тягачей VOLVO FH 1242 / *А.П. Кравченко, Е.А. Верительныйк* // Міжвуз. зб. «Наукові нотатки». –Луцьк : ЛНТУ, 2012. – Вип. 36. – С. 165–168.
4. *Кравченко А.П.* Генетика нарушений работоспособности, обуславливающая отказы и снижение надежности автопоездов / *А.П. Кравченко* // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – Луганськ : 2005. – № 6 (88).
5. *Рутковская Д.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы : пер. с польск. *И.Д. Рудинского / Д.Рутковская, М.Пилиньский, Л.Рутковский.* – М. : Горячая линия–Телеком, 2006. – 452 с.
6. Fuzzy Logic Toolbox. User's Guide, Version 2. The MathWorks, Inc., 1999.

КРАВЧЕНКО Олександр Петрович – доктор технічних наук, професор, декан факультету наноелектроніки та нанотехнологій, завідувач кафедри «Автоніка та управління на транспорті» Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля.

Наукові інтереси:

– наноелектроніка;

– нанотехнології.

Тел.: (0642)41–95–83.

E-mail: avtoap@ukr.net.

ВЕРИТЕЛЬНИК Євген Анатолійович – аспірант кафедри «Автоніка та управління на транспорті» Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля.

Наукові інтереси:

– наноелектроніка;

– нанотехнології.

Тел.: (050)624–84–70.

E-mail: Jenver@yandex.ru

Стаття надійшла до редакції 28.08.2012

Кравченко О.П., Верительник Є.А. Можливості використання нечіткої логіки при прогнозуванні відмов елементів автомобілів

Кравченко А.П., Верительник Е.А. Возможности использования нечеткой логики при прогнозировании отказов элементов автомобилей

Kravchenko A.P., Veritelnik Y.A. Possibilities using of fuzzy logic at prognostication of refuses some elements of cars.

УДК 629.113

Возможности использования нечеткой логики при прогнозировании отказов элементов автомобилей / А.П. Кравченко, Е.А. Верительник

Рассмотрена разработанная экспертная система, которая основана на алгоритмах нечеткой логики и нейронных сетях, что позволяет прогнозировать отказы элементов автомобилей.

УДК 629.113

Possibilities using of fuzzy logic at prognostication of refuses some elements of cars / A.P. Kravchenko, Y.A. Veritelnik

Is considered the worked out consulting model that is based on the algorithms of fuzzy logic and neuron networks, that allows to forecast the refuses of air-springs - elements of pendant of tracks.