

УДК 681.518.5

DOI: 10.31653/1819-3293-2026-1-31-66-85

ARTICLE HISTORY

Received 02.03.2025

Accepted 30.03.2025

Михайленко Владислав Сергійович¹, Глазева Оксана
Володимирівна², Грама Геннадій Петрович³, Лещенко Валерій
Владиславович⁴

Національний університет «Одеська морська академія»
vladmi hailen@gmail.com¹, o.glazeva@gmail.com²,
gennadiy_g@ukr.net³, lvvlvv@ukr.net⁴

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ВЕНТИЛЯЦІЄЮ НА МАЛОМІРНИХ І АВТОНОМНИХ СУДНАХ

Mychailenko Vladyslav¹, Glazeva Oksana², Grama Gennadiy³, Leshchenko
Valery⁴

National University "Odessa Maritime Academy", Odessa, Ukraine
vladmi hailen@gmail.com¹, o.glazeva@gmail.com²,
gennadiy_g@ukr.net³, lvvlvv@ukr.net⁴

INTELLIGENT VENTILATION CONTROL SYSTEM FOR SMALL AND AUTONOMOUS VESSELS

Резюме. Представлена інтелектуальна система управління вентиляцією приміщень типових маломірних та автономних суден. Актуальність дослідження обумовлена необхідністю підвищення надійності та адаптивності роботи суднових вентиляційних систем в умовах змінних експлуатаційних навантажень та обмежених енергетичних ресурсів. Запропоновано методика «наслідуючого нейроуправління», де нейромережевий контролер (НМК) навчається на базі роботи адаптивного ПД-регулятора. Моделювання системи в пакеті MATLAB підтвердило, що використання алгоритму навчання Левенберга-Марквардта забезпечує високу точність та швидкість регулювання. Також, для підвищення надійності системи управління запропоновано експертну систему, яка дозволяє оператору ефективно

управляти в режимі дистанційного керування параметрами вентиляції з берегового або суднового ЦПУ.

Summary. *An intelligent ventilation control system for typical small and autonomous vessels is presented. The relevance of the study is driven by the need to increase the reliability and adaptability of marine ventilation systems under varying operational loads and limited energy resources. A "mimic neurocontrol" methodology is proposed, where a neural network controller (NNC) is trained based on the operation of an adaptive PID controller. System modeling in the MATLAB package confirmed that the use of the Levenberg–Marquardt learning algorithm ensures high accuracy and regulation speed. Furthermore, to enhance the reliability of the control system, an expert system is proposed, allowing the operator to effectively manage ventilation parameters in remote control mode from a shore-based or shipboard central control station.*

Відомо, що маломірні судна - це невеликі судна (катери, яхти і т.д. довжиною до 24 м), які, як правило, оснащені автоматизованими або автоматичними системами управління, навігації та моніторингу. В даний час розвиток маломірних суден пов'язаний з активним впровадженням технологій штучного інтелекту: сенсорних систем, Інтернету речей (IoT), цифрових платформ моніторингу, які формують концепцію "смарт-суден" - інтелектуальних суден з адаптивними та енергоефективними системами життєзабезпечення, навігації та управління [1 - 3]. Натомість, незважаючи на високий потенціал штучного інтелекту в судноплаванні, його впровадження залежить від вирішення цілого ряду технічних та правових проблем.

Зокрема, для навчання нейромережевого контролера (НМК) потрібна наявність великого обсягу вимірювальних даних (Dataset) контрольованих параметрів суднового обладнання при експлуатації на різних режимах навантаження, умовах плавання, маневрування тощо. Разом з тим, реальні морські дані часто неповні або різномірні, містять помилки вимірів та погано відбивають рідкісні, але критичні аварійні ситуації. Ще однією важливою проблемою є відсутність достатньої кількості міжнародних стандартів та нормативів, що регулюють використання нейромережевих (НМ) та інших інтелектуальних систем на автономних та традиційних суднах.

Для їх впровадження, на думку авторів, може знадобитися:

- розробка методів перевірки та валідації математичних моделей та алгоритмів управління працюючих на основі методів машинного навчання;
- підтвердження надійності інтелектуальних систем керування;

- створення загальноприйнятих методик розробки, навчання та випробування на судні нейронних мереж та інших інтелектуальних систем автоматичного управління (САУ).

Апробація запропонованих підходів до збору навчальних даних щодо вимірювальних параметрів для навчання інтелектуальних (нейромережових) систем управління, моделювання та оцінки показників якості перехідних процесів може бути корисною для подальшого впровадження в САУ як традиційних, так і автономних суден і є актуальною науковою задачею.

Таким чином, метою дослідження є рішення прикладного завдання розробки інтелектуальної САУ підтримання заданої температури повітря в приміщеннях маломірного типового або автономного судна (ЦПУ, машинне відділення, каюти, тощо) і аналіз ефективності запропонованих підходів.

Для аналізу можливих шляхів вирішення завдання збору даних контрольованих параметрів та подальшої розробки інтелектуальної САУ пропонується використання методики «наслідування» (через широке використання на судах типових ПІД-регуляторів).

Методика «наслідує нейроуправління» (Neurocontrol learning based on mimic, Controller Modeling, Supervised Learning Using an Existing Controller) [4] охоплює системи нейроуправління, в яких НМК навчається на успішних прикладах роботи типового адаптивного ПІ або ПІД-контролера по зворотному зв'язку (рис. 1). При цьому адаптація типових регуляторів зазвичай виконується висококваліфікованими експертами-операторами, а НМ система моніторингу запам'ятовує залежність між вхідними та вихідними параметрами САУ.

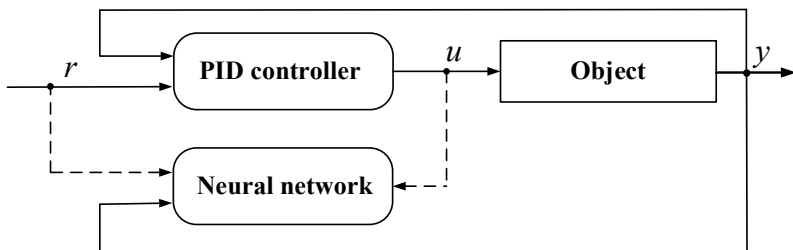


Рис. 1. Схема системи управління на основі методики «наслідуючого управління»: r - завдання, u - керування; y - регульований параметр

Для апробації запропонованого підходу пропонується аналіз системи управління судною вентиляцією. Управління вентиляцією на судах здійснюється через автоматизовані або ручні системи, що забезпечують приплив та витяжку повітря для підтримки мікроклімату, видалення шкідливих газів та пожежної безпеки. Система включає вентилятори, повітропроводи, заслінки та датчики, що працюють у режимах постійної циркуляції або на вимогу (наприклад, у машинному відділенні або житлових блоках). Відомо, що сучасні судна використовують системи централізованого контролю, які автоматично регулюють швидкість вентиляторів та положення заслінок на основі даних датчиків температури, вологості та вмісту газів.

Можна відзначити, що, наприклад, у завданнях управління електроприводами вентиляторів суднових приміщень НМ вчиться повторювати оптимальні режими регулювання на основі зібраних даних (див. рис. 1). Перевагою обраного методу збору даних є його простота – можливість зняття даних із працюючої системи управління без зміни архітектури об'єкта та підвищення адаптивності САУ, оскільки НМ здатна апроксимувати складні нелінійні залежності, які важко промодельовувати для оптимізації традиційних регуляторів.

Для збору даних та навчання НМК проведено моделювання типової САУ частоти обертання електродвигуна суднового вентилятора.

Регулювання швидкості обертання двигуна постійного струму вентилятора здійснюється шляхом зміни напруги живлення при незмінному магнітному потоці двигуна. У цьому режимі до обмотки збудження підводиться постійна напруга, тоді як якорь двигуна підключається до джерела регульованої напруги. Таким чином, фактично використовується двигун з незалежним збудженням. Застосування методу регулювання швидкості шляхом зміни напруги є енергетично доцільним, оскільки воно не супроводжується додатковими втратами потужності в двигуні.

Математична модель двигуна постійного струму суднового вентилятора реалізована в бібліотеці *SimPowerSystems* пакета *MatLab* у розділі *Machines* [5]. Контакти **F+** та **F-** призначені для підключення напруги збудження, що забезпечує формування магнітного потоку. Контакти **A+** та **A-** використовуються для підключення обмотки якоря до силового джерела живлення (рис. 2).

Активне навантаження двигуна вводиться через віртуальний вхід **TL** (див. рис. 2).

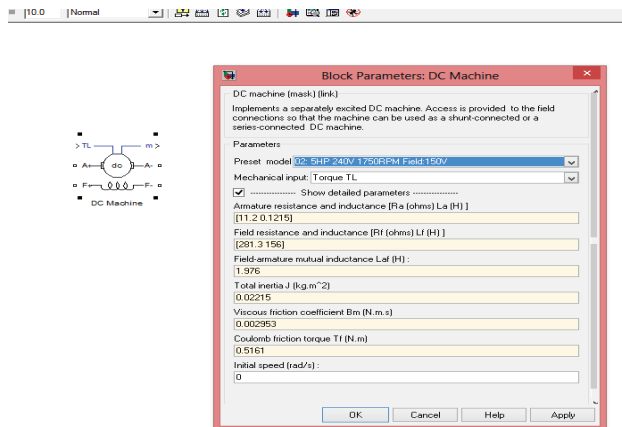


Рис. 2. Вікно параметрів двигуна вентилятора

Вихідні параметри моделі – частота обертання, струм обмотки якоря (I_a), струм збудження (I_f) та електромагнітний момент (T_e) – формуються на мультиплексорній шині m (рис. 3). Такий підхід дозволяє здійснювати комплексний аналіз динамічних характеристик двигуна та оцінювати ефективність системи автоматичного регулювання.

На першому (верхньому) виході діє частота обертання (швидкість), на іншому – струм обмотки якоря, на третьому – струм збудження та на четвертому – електромагнітний момент двигуна (див. рис. 3).

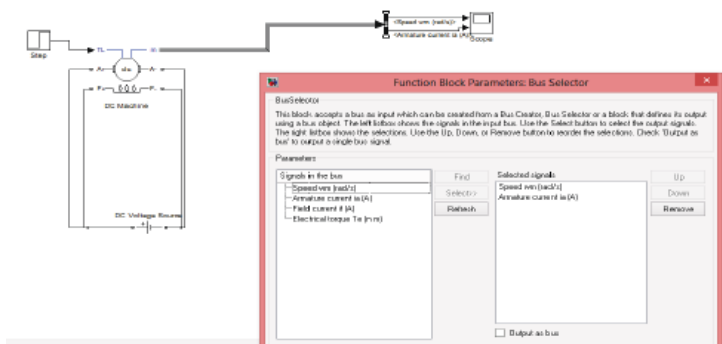


Рис. 3. Схема підключення двигуна до джерела живлення та вибір параметрів контролю роботи двигуна суднового вентилятора

Для формування початкових даних була побудована САУ з типовим ПІД-регулятором, який застосовується в традиційних суднових системах (рис. 4).

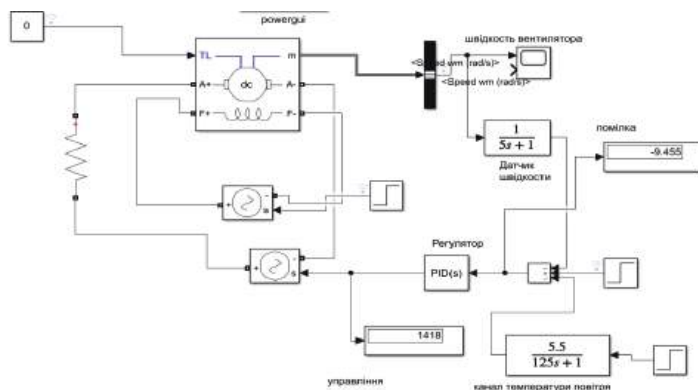


Рис. 4. Модель САУ двигуна вентилятора при впливі зовнішнього збурення – зміни температури повітря

У процесі моделювання на об'єкт управління накладалося зовнішнє збурення – зміна температури повітря у приміщеннях судна. Динамічна модель, що описує збурення, реалізована у вигляді інерційної ланки.

Відомо, що температура повітря в приміщенні змінюється не миттєво, а з певною тепловою інерцією. Це пояснюється тим, що повітря має теплоємність, огорожувальні конструкції (стіни, перегородки, стеля) акумулюють тепло, а також відбувається теплообмін із зовнішнім середовищем [6].

Динамічна модель каналу збурення:

$$T \cdot \frac{d\theta(t)}{dt} + \theta(t) = K \cdot u(t),$$

де $\theta(t)$ – відхилення температури повітря від початкового значення;

$u(t)$ – керуючий вплив (потужність нагрівання/охолодження або витрата повітря);

T – постійна часу об'єкта, що характеризує теплову інерцію;

K – коефіцієнт передачі об'єкта управління.

Для системи управління вентилятором датчик швидкості обертання (тахогенератор, датчик Холла з фільтрацією тощо) також представлено інерційною ланкою першого порядку, оскільки вимірний тракт

має власну динаміку та фільтрацію. Діапазон зміни температури повітря в програмі імітується в межах від 5 до 22 °С.

Динамічна модель датчика швидкості:

$$T_d \cdot \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = K_d \cdot \omega(t),$$

де $\omega(t)$ – фактична кутова швидкість обертання двигуна;

$y(t)$ – вихідний сигнал датчика (напруга або цифровий еквівалент);

T_d – постійна часу датчика;

K_d – коефіцієнт передачі (чутливість) датчика.

Процес адаптації ПІД-регулятора до різних збурювальних впливів виконувався за допомогою вбудованого в MATLAB методу адаптивного управління (рис. 5).

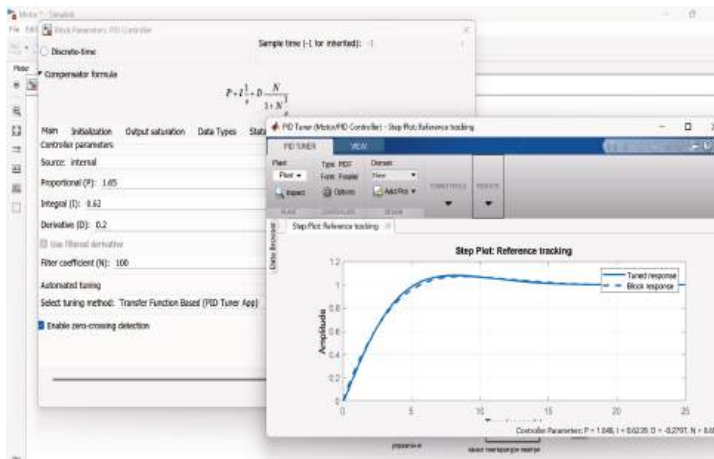


Рис. 5. Автоналаштування ПІД - регулятора за допомогою програмного методу Зіглера – Нікольса

На рис. 5 вказані оптимальні параметри налаштування $P = 1.65$ (K_p), $I(T_i) = 0.62$, $K_d(D) = 0.2$.

Також у процесі моделювання традиційної САУ здійснювалася зміна завдання регулятора частоти обертання двигуна залежно від температури повітря (рис. 6). При підвищенні температури повітря у приміщеннях судна вентилятор повинен працювати швидше, тобто

швидкість його обертання безпосередньо впливає на інтенсивність теплообміну.

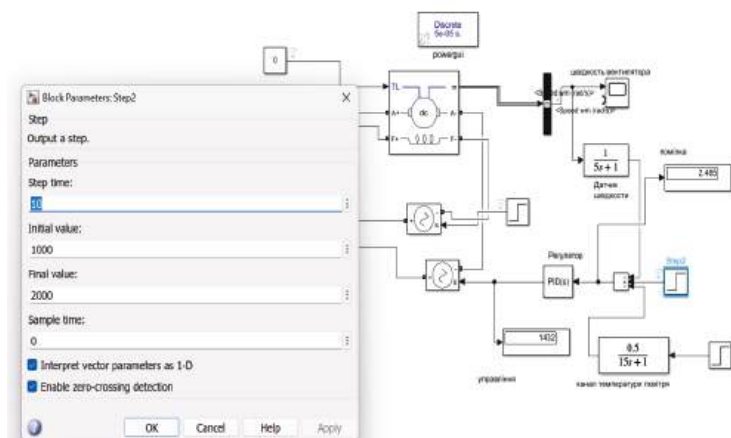


Рис. 6. Зміна завдання контролера шляхом коригування параметрів температури у приміщеннях судна

Перехідні процеси САУ показані на рис. 7.

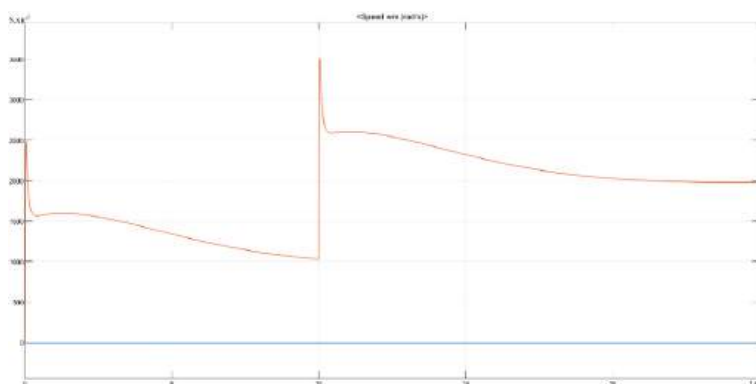


Рис. 7. Перехідні процеси адаптивної САУ частоти обертання двигуна вентилятора при дії збурення (зміни температури повітря)

Час перехідного процесу САУ трохи більше 10 с, тобто регулятор швидко відпрацьовує зміну завдання та компенсацію збурення (див. рис. 7).

У процесі збору даних для подальшого навчання НМК увага зосереджувалася на залежності між керуючим впливом та помилкою управління, отриманих за допомогою віртуальних осцилографів (рис. 8).

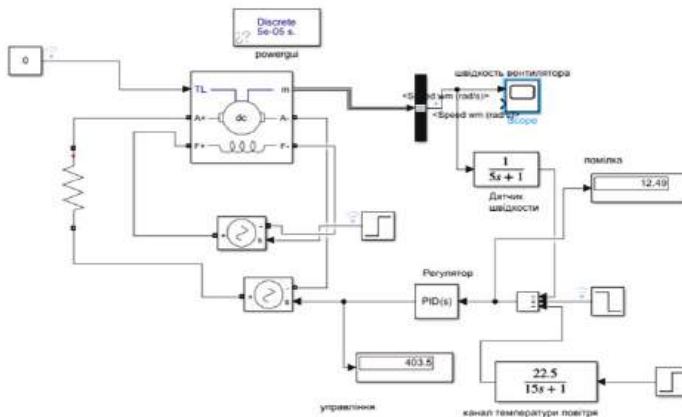


Рис. 8. Модель САУ для збору даних при зміні температури повітря та завдання для вентилятора (швидкості обертання двигуна постійного струму)

Для навчання НМ регулятора була сформована база експериментальних даних, що відображає динаміку об'єкта управління.

У процесі моделювання реєструвалися такі сигнали:

- температура повітря (K);
- задана швидкість обертання двигуна вентилятора (Z);
- керуючий вплив (U);
- помилка (E).

Для отримання коректної навчальної вибірки система управління повинна функціонувати в різних режимах:

1. Пусковий режим.
2. Перехідні процеси (різке змінення завдання температури).
3. Усталений режим.

4. Робота при зміні зовнішньої температури та впливу інших збурень.

Фрагмент навчальної вибірки для НМК наведено на рис. 9.

	A	B	C	D
1	K	E	Z	U
2	0,50	-16,80	2000	2024
3	2,50	-13,10	1800	1822
4	8,10	-9,60	1600	1670
5	10,40	-7,40	1500	1525
6	12,50	-5,80	1400	1413
7	22,40	12,60	400	405
8	30,23	18,50	100	50
9	34			

Рис. 9. Фрагмент вибірки (Dataset) для навчання НМ

У машинному навчанні використовують емпіричне правило визначення розміру навчальної вибірки:

$$N \geq 10 \cdot W,$$

де N – розмір навчальної вибірки; W – кількість ваг НМ, що настраюються.

Наприклад, НМ має у своїй архітектурі: 3 входи, 10 нейронів у прихованому шарі і 1 вихід (U), приблизно 50 ... 70 вагових коефіцієнтів. Тоді мінімальний обсяг навчальної вибірки: $N = 500 \dots 700$ значень.

Для побудови системи управління обрано двошарову архітектуру прямого поширення.

Системи вентиляції допускають невелику похибку регулювання температури, тому вимоги до обсягу навчальних даних нижчі, ніж для критичних систем управління судном.

Етап розробки НМ системи управління виконано у програмі Neural Network Toolbox пакету Matlab (рис. 10).

- передача вхідних даних на вхідний шар;
- зважування сигналів з використанням вагових коефіцієнтів;
- застосування функції активації;
- передача результату на наступний шар;
- отримання вихідного сигналу системи управління.

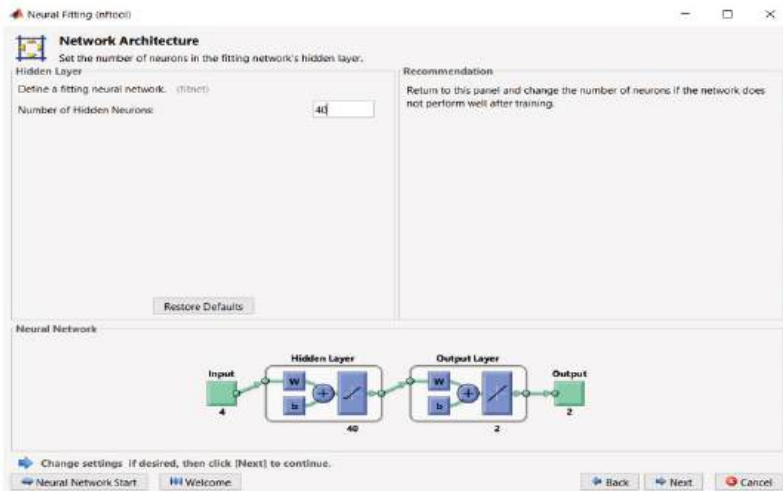


Рис. 10. Вибір кількості шарів НМ прямого розповсюдження (Feed Forward)

Алгоритм роботи НМ включає кілька етапів:

Переваги обраної архітектури НМ:

- висока швидкість обчислень. Після навчання НМ працює дуже швидко, що важливо для систем реального часу;
- стійкість до шумів даних.

На думку ряду вчених [7, 8] НМ обраної архітектури добре працюють навіть за наявності похибок датчиків та шумів вимірів. Для навчання нейронної мережі (НМ) обрано алгоритм Левенберга-Марквардта (рис. 11).

Алгоритм Левенберга-Марквардта (**Levenberg-Marquardt, LM**) є ефективним методом оптимізації, що поєднує властивості методу найшвидшого спуску та методу Ньютона. Він застосовується для мінімізації середньоквадратичної функції помилки [7]

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2,$$

де y_i – цільове значення, $\hat{y}_i$ – вихід нейронної мережі.

Перевагою обраного алгоритму навчання є висока швидкість збіжності та ефективність для нейронних мереж малого й середнього розміру.

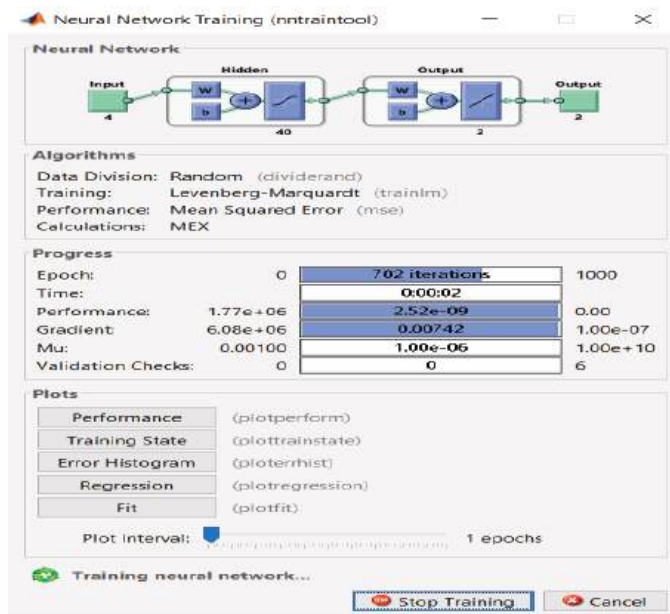


Рис. 11. Процес навчання нейронної мережі за алгоритмом Левенберга-Марквардта

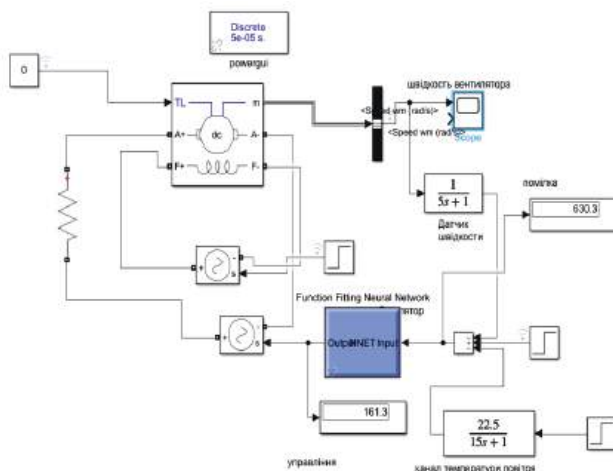


Рис. 12. Моделювання НМ САУ (усталений режим)

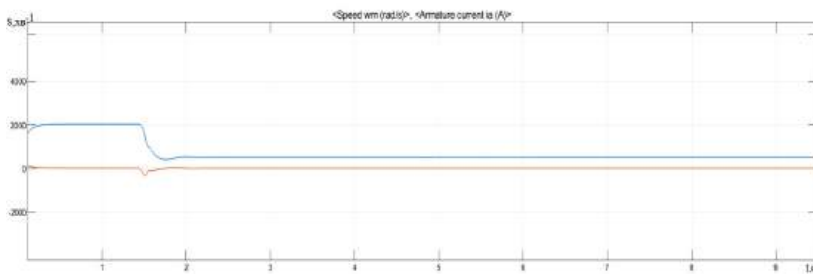


Рис. 15. Перехідний процес НМ САУ

При регулюванні без різких стрибків (закидів) параметрів вентилятор не зазнає різких змін швидкості обертання. Це призводить до: меншого зносу підшипників, зниження вібрацій, збільшення терміну служби вентилятора. Також електродвигун вентилятора не піддається частим навантаженням. Без перерегулювання система не робить зайвих корекцій, вентилятор працює ближче до оптимальної робочої точки та зменшується споживання електроенергії.

Разом з тим до загроз використання НМ у САУ можна віднести те, що НМ навчається лише на поведінці, яку демонструє адаптивний ПД-регулятор. Також під час звичайної експлуатації рідко виникають різкі теплові навантаження, відмови вентиляції та інші аварійні ситуації. Тому навчальна вибірка не завжди містить описи аварійних ситуацій, що під час експлуатації на судні може призвести до непередбачених наслідків.

Для підвищення надійності САУ пропонується використовувати гібридну технологію, що включає участь оператора за допомогою системи дистанційного керування та системи підтримки прийняття рішень (нечіткої експертної системи).

Запропонована нечітка експертна система реалізована мовою машинного навчання Python у програмному середовищі виконання Google Colab (рис. 16), код програми відредаговано за допомогою ChatGPT.

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ВЕНТИЛЯЦІЄЮ СУДНОВОГО ПРИМІЩЕННЯ з контролем енергоспоживання електродвигуна вентилятора

Потужність двигуна постійного струму – 5 кВт

Для Google Colab потрібно встановити бібліотеку

```
!pip install scikit-fuzzy
import numpy as np
import skfuzzy as fuzz
from skfuzzy import control as ctrl
import matplotlib.pyplot as plt
```

1. Вхідна змінна – температура повітря

```
temperature = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 51, 1), 'temperature')
```

2. Вихідна змінна – швидкість вентилятора

```
fan_speed = ctrl.Consequent(np.arange(0, 101, 1), 'fan_speed')
```

3. Функції належності температури

```
temperature['cold'] = fuzz.trimf(temperature.universe, [0, 0, 15])
temperature['normal'] = fuzz.trimf(temperature.universe, [15, 23, 30])
temperature['hot'] = fuzz.trimf(temperature.universe, [25, 40, 50])
```

4. Функції належності швидкості вентилятора

```
fan_speed['low'] = fuzz.trimf(fan_speed.universe, [0, 0, 40])
fan_speed['medium'] = fuzz.trimf(fan_speed.universe, [20, 50, 80])
fan_speed['high'] = fuzz.trimf(fan_speed.universe, [60, 100, 100])
```

5. Правила експертної системи

```
rule1 = ctrl.Rule(temperature['cold'], fan_speed['low'])
rule2 = ctrl.Rule(temperature['normal'], fan_speed['medium'])
rule3 = ctrl.Rule(temperature['hot'], fan_speed['high'])
```

6. Створення системи керування

```
fan_control = ctrl.ControlSystem([rule1, rule2, rule3])
fan_simulation = ctrl.ControlSystemSimulation(fan_control)
```

7. Введення температури оператором

```
temp_input = float(input("Введіть температуру повітря у приміщенні  
(°C): "))
```

```
fan_simulation.input['temperature'] = temp_input
fan_simulation.compute()
```

8. Розрахунок швидкості вентилятора

```
speed = fan_simulation.output['fan_speed']
print("Рекомендована швидкість вентилятора:", round(speed,2), "%")
```

9. Розрахунок споживаної потужності двигуна

```
motor_power_max = 5 # максимальна потужність двигуна (кВт)
power_consumption = motor_power_max * (speed / 100)
print("Споживана потужність двигуна:", round(power_consumption,2),
      "кВт")
```

10. Експертна порада щодо економії електроенергії

```
print("\nРекомендація експертної системи:")
if power_consumption > 4:
    print("Високе енергоспоживання.")
    print("Можлива економія електроенергії шляхом зменшення
швидкості вентилятора.")
    print("Рекомендується перевірити:")
    print("- можливість зниження швидкості на 10–20 %")
    print("- стан вентиляційних каналів")
    print("- ефективність природної вентиляції")
elif power_consumption > 2:
    print("Середній рівень енергоспоживання.")
    print("Для економії електроенергії можна:")
    print("- зменшити швидкість вентилятора при стабільній
температурі")
    print("- використовувати періодичний режим вентиляції")
else:
    print("Низьке енергоспоживання.")
    print("Режим вентиляції є енергоефективним.")
```

11. Візуалізація результату

```
fan_speed.view(sim=fan_simulation)
plt.show()
```

```

12. Графік залежності споживаної потужності від температури
temps = np.arange(10, 45, 1)
powers = []
for t in temps:
    fan_simulation.input['temperature'] = t
    fan_simulation.compute()
    speed = fan_simulation.output['fan_speed']
    power = motor_power_max * (speed / 100)
    powers.append(power)
plt.plot(temps, powers)
plt.xlabel("Температура повітря (°C)")
plt.ylabel("Споживана потужність (кВт)")
plt.title("Енергоспоживання вентилятора залежно від температури")
plt.grid()
plt.show()
Кінець програми

```

Програма дозволяє оператору вказати поточну температуру повітря в приміщенні та видає відповідні рекомендації щодо плавного керування швидкістю вентилятора та потужністю двигуна за допомогою широтно-імпульсної модуляції, вбудованої в НМК.

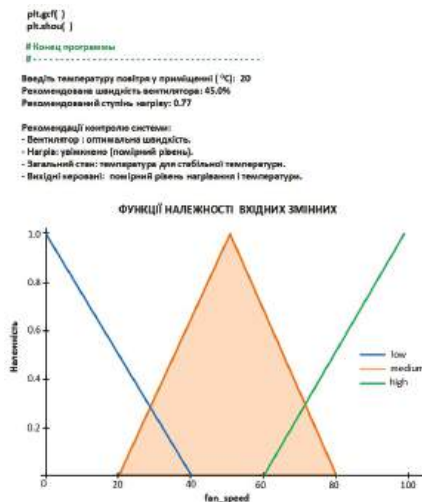


Рис. 16. Вікно нечіткої експертної системи у хмарному сервісі Google Colab

Таким чином, на основі аналізу перехідних процесів було встановлено, що застосування НМ у системах управління вентиляцією на судах демонструє суттєві переваги порівняно з класичними підходами. Модель навчена на основі роботи адаптивного ПІД-регулятора, успадковує його стабільність, але водночас набуває значно ширшу здатність до адаптації. Це дозволяє ефективніше керувати частотою обертання вентилятора, забезпечуючи плавніше перехідні процеси та швидшу реакцію на зміну умов. Завдяки цьому НМ система створює більш комфортний мікроклімат у приміщеннях судна та підвищує енергоефективність роботи електродвигунів.

До переваг представленої методики навчання НМ САУ за параметрами адаптивного ПІД-регулятора можна віднести відсутність необхідності збору великого набору даних на березі. Дані для навчання можна отримувати безпосередньо в процесі експлуатації судна. Поки НМ навчається, керування виконує типовий ПІД-регулятор, який добре вивчений і широко застосовується на судах. Це знижує ризик нестабільності системи.

Також, після навчання на додаткових даних, НМК зможе: зменшити енергоспоживання вентилятора, швидше реагувати на зміни температури, враховувати додаткові параметри (вологість, CO₂, та ін.). Впровадження запропонованої системи управління може суттєво підвищити надійність обладнання, знизити енергоспоживання та оперативно стабілізувати контрольовані параметри суднової вентиляції як традиційних, так і автономних суден.

ЛІТЕРАТУРА REFERENCES

1. Vivone, G., Millefiori, L.M., Braca, P.; Willett, P. Performance assessment of vessel dynamic models for long-term prediction using heterogeneous data. //IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. – 2017. – № 55. – P. 6533 – 6546.
2. Kashav, V., Garg, C.P., Kumar, R. Ranking the strategies to overcome the barriers of the Maritime Supply Chain (MSC) of containerized freight under fuzzy environment. //Ann. Oper. Res. – 2023. – Vol. 324. – P. 1223 – 1268.
3. Mykhailenko, V.S., Kharchenko, R.Yu., Shcherbinin, V.A., Leshchenko, V.V. Using Neural Network Technologies to Simulate the Working Processes of Ship Steam Boilers // Conference Paper CEUR Workshop Proceedings this link is disabled. – 2021. – 3126. – P. 367 – 373.

4. MathWorks, Inc. SimPowerSystems™ User's Guide (SimPowerSystems Toolbox Users' Manual), Version 5.2. MathWorks Corp., Natick, MA, 2010. – 522 p.

5. Кіосак, В. А., Ісаєв, В. Ф., Федоренко, В. В., Грідасов, А. Ю. Зміна стану повітря в приміщенні під впливом тепла, водяної пари та CO₂, що виділяються моделлю людини та припливно-витяжною вентиляційною установкою. //Прикладні питання математичного моделювання. – 2024. – Т. 7. – № 2. – С. 8 – 16.

6. Bilski, J., Smoląg, J., Kowalczyk, B., Grzanek, K., & Izonin, I. Fast Computational Approach to the Levenberg–Marquardt Algorithm for Training Feedforward Neural Networks. //Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research. – 2023. – 13(2). – P. 45 – 61.

7. Annema A. J. Feed-Forward Neural Networks: Vector Decomposition Analysis, Modelling and Analog Implementation. — New York: Springer, 1995. – 256 p.

8. Multilayer Feedforward Neural Network for Internet Traffic Classification // International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence. –2020. – Vol. 6. – No. 1. – P. 117 – 122.

Abstract - The article considers the current problem of creating an intelligent ventilation control system on small and autonomous vessels, where ensuring a stable microclimate in conditions of limited energy resources is of particular importance. The main attention is paid to the application of neural network algorithms in automatic control systems for fan electric motors, which allows to increase the energy efficiency and adaptability of the equipment. A method of training a neural network controller based on an adaptive PID controller is proposed, which provides optimization of transient processes and reduces the system response time by approximately half without the occurrence of overregulation. The choice of the structure of the direct propagation neural network and the use of the Levenberg–Marquardt algorithm for effective parameter adjustment are justified.

Additionally, a fuzzy expert system has been developed that provides the possibility of remote ventilation control both from the central station of the vessel and from a shore station, which creates conditions for intelligent decision-making support. This approach increases the reliability and flexibility of control in conditions of variable external factors, in particular temperature fluctuations and various operating modes. The system modeling was performed in the Matlab Simulink environment using the Neural Network Toolbox package, which allowed us to study the dynamic characteristics and confirm the effectiveness of the proposed methods.

The results of the work show that the use of a neural network controller in combination with a fuzzy expert system provides increased performance, stability and energy efficiency of ventilation equipment of small vessels, creating the prerequisites for the implementation of modern intelligent technologies in maritime transport.

The proposed system can be integrated with existing ship information and control systems without significant hardware changes. The conducted studies confirm the feasibility of using intelligent control methods in specific operating conditions and variable loads. The results obtained open up prospects for further improvement of the adaptation algorithms and self-learning of the system. The practical implementation of the development can allow increasing the efficiency of operation of autonomous and typical vessels and reducing energy resource consumption.

Keywords: intelligent control system, marine ventilation, small and autonomous vessels, mimic neurocontrol, neural network controller, adaptive PID controller, Levenberg-Marquardt algorithm, expert system, remote control.