

## ЕНЕРГООЩАДНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЯВЛЕННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ У ВІДЦЕНТРОВОМУ НАГНІТАЧІ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО АГРЕГАТА

М.О.Петеш

ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 46067  
e-mail: public@nung.edu.ua

*Рассматривается научно-практическая задача обнаружения и выделения гармонических компонент из стохастических сигналов, характерных для предомпажных и помпажных явлений в газоперекачивающих агрегатах дожимных компрессорных станций подземных хранилищ газа. Обоснована энергосохраняющая технология обнаружения нестационарных процессов в нагнетателе.*

*Rassmatrivaet'sya task of discovery and exposure harmonic component from stochastic signals, characteristic for pompage and phenomena in the compressor over aggregates of the compressor stations of dug-outs of gas – technology of finding out transients is grounded in a supercharger.*

Забезпечення стійкої роботи газоперекачувальних агрегатів (ГПА) в широкому діапазоні зміни продуктивності та частоти обертання є актуальним науково-практичним завданням особливо для докачуючих компресорних станцій підземних сховищ газу. Для виявлення нестационарних процесів у відцентровому нагнітачі (ВН) ГПА необхідно провести дослідження нестационарних процесів в ГПА з застосуванням сучасних малоінерційних давачів (наприклад, акустичних) і процедур швидкої обробки інформації, придатних для періодичних процесів, що відбуваються на фоні високого рівня випадкових завад, характерних для турбулентного потоку з великими пульсаціями. Складний характер процесів входження робочої точки ВН ГПА в зону помпажу вимагає застосування сучасних процедур виявлення передпомпажного стану ГПА.

Проте, аналіз літературних джерел [1÷5 та ін.] свідчить про недостатній об'єм досліджень, проведених у даному напрямку.

Тому метою даної роботи є аналіз методів виявлення прихованих періодичностей і створення енергоощадної технології виявлення нестационарних процесів у відцентрових нагнітачах.

Виходитимемо з того, що одним із способів визначення моменту входження робочої точки відцентрового нагнітача ВН в зону помпажу є виявлення характерних для передпомпажних та помпажних явищ періодичних коливань у проточній частині нагнітача.

В багатьох прикладних задачах, пов'язаних з обробкою сигналів різної природи, проблема виділення періодичних компонент, пошкоджених завадами, виникає досить часто. Ця проблема, як правило, зводиться до оцінювання параметрів гармонік на тлі завад, і може бути вирішена за допомогою традиційних методів Фур'є-аналізу [1].

Проте, виникає ряд проблем у випадку необхідності обробки нестационарних сигналів в реальному часі. Саме такими є передпомпажні і помпажні явища у ВН. Тому як альтернативу

Фур'є-аналізу пропонується використання методів ефективної цифрової фільтрації, які в поєднанні з нейромережевими технологіями [6] дають змогу реалізувати нові можливості комп'ютерної обробки інформації.

Задача виявлення прихованої періодичності може бути сформульована ось так.

На кінцевому інтервалі задано стохастичну послідовність  $y(t)$ , яка являє собою періодичну функцію часу. Годі аналізована стохастична послідовність може бути представлена у вигляді:

$$y(k) = \sum_{j=1}^m (a_j \cos \omega_j k + b_j \sin \omega_j k) + \xi(k) = \sum_{j=1}^m C_j \sin(\omega_j k + \varphi_j) + \xi(k), \quad (1)$$

де:  $m$  – кількість гармонічних компонент в сигналі  $y(k)$ ;

$a_j, b_j, C_j, \varphi_j$  – невідомі параметри окремих гармонік;

$0 < \omega_j = 2\pi f_j T_0 < \pi$  – частоти гармонічних компонент, які невідомі;

$T_0$  – період квантування сигналу;

$k = 1, 2, \dots, N$  – поточний дискретний час;

$\xi(k)$  – стохастична компонента з нульовим математичним сподіванням і обмеженим другим моментом,  
або

$$y(k) = S(k) + \xi(k), \quad (2)$$

де  $S(k) = \sum_{j=1}^m (a_j \cos \omega_j k + b_j \sin \omega_j k)$ .

Задача виявлення прихованої періодичності  $S(k)$  повністю вирішується обчисленням параметрів  $\omega_j, a_j, b_j$ .

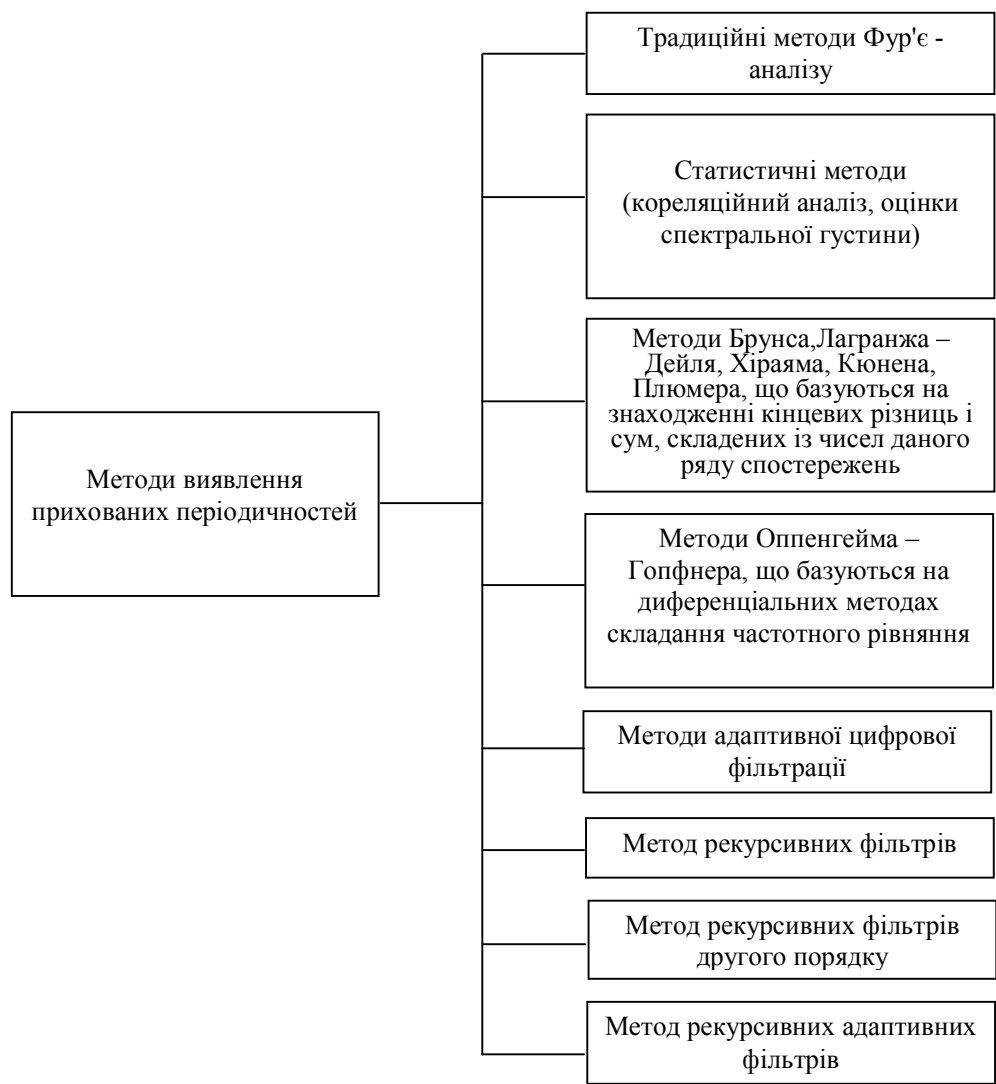


Рисунок 1 — Класифікація методів виявлення прихованих періодичностей

Оскільки частоти  $\omega_j$  заздалегідь невідомі, то формула (1) означає, що в процесі виявлення періодичності ми можемо виявляти по одній періодичній компоненті із  $S(k)$  і якщо така задача розв'язана, то можемо застосувати той самий алгоритм для виявлення інших періодичних компонент.

Моделі (1) відповідає різницеве рівняння [5]:

$$\prod_{j=1}^m (1 - 2 \cos \omega_j Z^{-1} + Z^{-2}) y(k) = \xi(k), \quad (3)$$

де  $Z^{-1}$  – оператор зсуву назад.

Рівняння (3) описує формуючий фільтр порядку  $2m$ , який створений ланцюгом із  $m$  рекурсивних ланок другого порядку.

На базі рівняння (3) за допомогою того чи іншого алгоритму ідентифікації можуть бути поновлені лише оцінки частот  $\omega_j$ .

Для визначення амплітудних і фазових характеристик треба застосовувати досить складні багатоетапні процедури.

Класифікація методів виявлення прихованих періодичностей наведена на рис. 1.

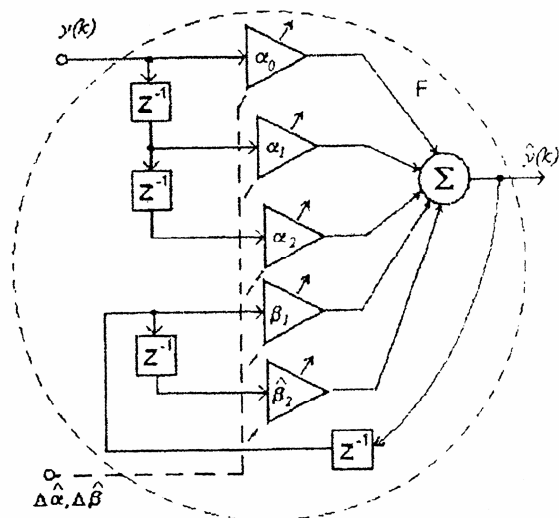
На практиці для виділення гармонічних компонент із стохастичних сигналів найбільш широко розповсюджені нерекурсивні фільтри [5, 7]. Проте підхід заснований на використанні таких фільтрів, пов'язаний з певними обмеженнями, особливо у випадках, коли частота гармонік набагато менша за частоту квантування сигналу.

Оскільки гармонічні компоненти забруднені високочастотним шумом, то під час цифрової обробки сигналу ця шумова складова підсилюється, придушує корисний сигнал і заважає оцінити його характеристики. Це має місце у випадку виявлення коливань в проточній частині відцентрового нагнітача. У зв'язку з цим в [9] запропоновано використання рекурсивних фільтрів другого порядку, налаштованих на різні частоти. На рис. 2 зображено схему рекурсивного адаптивного фільтра [7].

Слід зауважити, що структура такого фільтра співпадає [5] зі структурою лінійної рекурсивної штучної нейронної мережі, призначеної для обробки випадкових сигналів.

В роботі [9] розглянуто задачу виділення із стохастичної послідовності  $y(k)$   $m$  синусоїд

відомих частот  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m$  за допомогою банку вузькосмугових фільтрів, зображеного на рис. 3.



$\hat{y}(k)$  – відфільтрована послідовність;  
 $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$  – коефіцієнти фільтра, які підлягають налаштуванню;  
 $Z^{-1}$  – елементи чистого запізнення

Рисунок 2 – Рекурсивний адаптивний цифровий фільтр

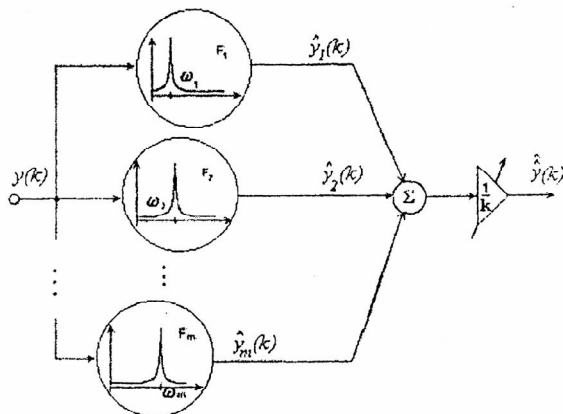


Рисунок 3 – Банк вузькосмугових фільтрів

Кожен із фільтрів банку має передавальну функцію

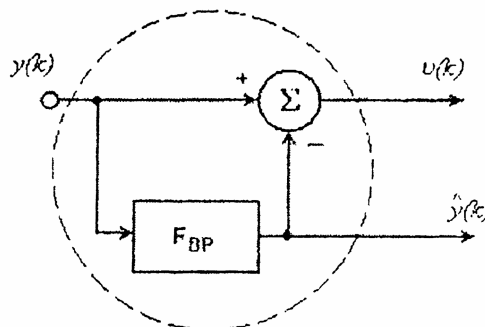
$$W_j(Z) = \frac{1 - Z^{-2}}{1 - 2 \cos \omega_j Z^{-1} + Z^{-2}} \quad (4)$$

Тоді передавальна функція банку фільтрів може бути записана у такому вигляді:

$$W(Z) = \sum_{j=1}^m W_j(Z) = \sum_{j=1}^m \frac{1 - Z^{-2}}{1 - 2 \cos \omega_j Z^{-1} + Z^{-2}} \quad (5)$$

Виходи фільтрів  $\hat{f}_1(k), \hat{f}_2(k), \dots, \hat{f}_m(k)$  об'єднані процедурою типу стохастичної апроксимації з коефіцієнтом підсилення  $1/k$ . При цьому вважається, що вихідний сигнал  $\hat{f}(k)$  містить тільки "чисті" гармоніки.

Для випадку, коли частоти синусоїд невідомі в роботі [8] запропоновано використовувати рекурсивні вузькосмугові фільтри (рис.4).

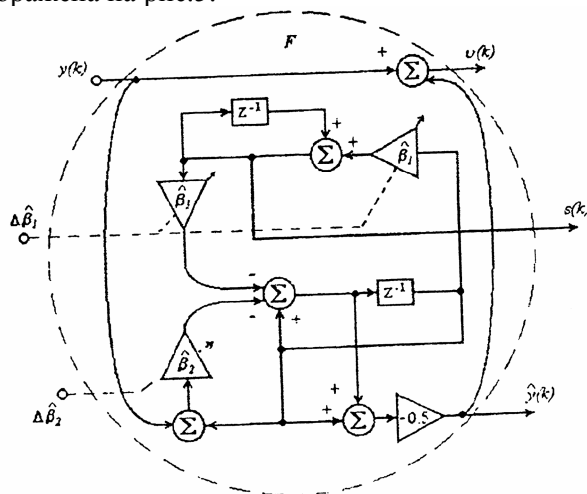


$F_{BP}$  – вузькосмуговий пропускаючий фільтр з одиничним коефіцієнтом підсилення і нульовим фазовим зсувом на резонансній частоті

Рисунок 4 – Вузькосмуговий затримуючий фільтр

В цьому випадку одинична синусоїда  $f(k)$  може бути відокремлена шляхом віднімання виходу фільтра з його входу. При цьому коефіцієнти підсилення на високих і низьких частотах однакові, тобто підсилення високочастотного шуму не відбувається навіть у випадку, коли гармоніка, яка виявляється, має дуже низьку частоту. Тому цей метод є раціональним для виявлення передіомпажного стану відцентрового нагнітача ГПА.

Смуговий фільтр можна реалізувати у вигляді біквдратної ланки [7, 8], схема якої зображена на рис.5.



$\hat{f}(k)$  – сигнал виділеної гармоніки;  
 $\hat{g}(k) = y(k) - \hat{f}(k)$  – сигнал на виході затримуючого фільтра;  $\beta_1, \beta_2$  – коефіцієнти, які налаштовуються;  $S(k)$  – сигнал, пропорційний похідній похибки за параметром  $\beta_1$ , що налаштовується

Рисунок 5 – Біквдратна ланка

Смугопропускальний фільтр має передавальну функцію [5]

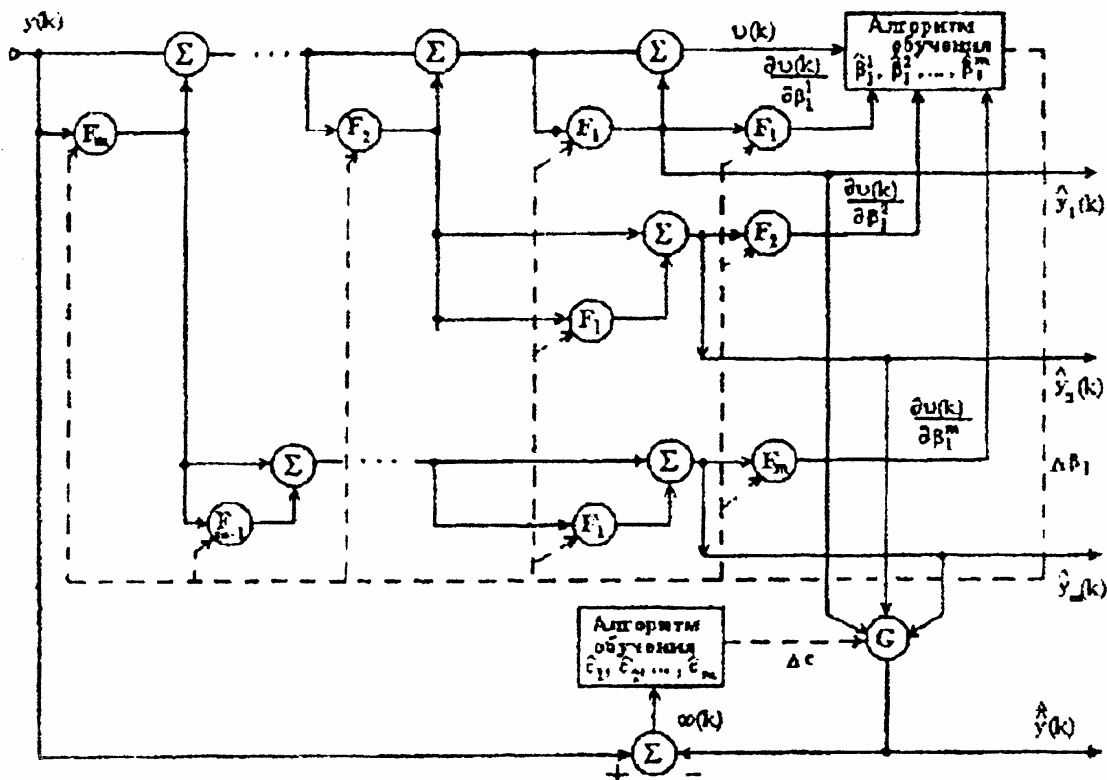


Рисунок 6 - Штучна нейронна мережа для виділення гармонік із стохастичної послідовності

$$W_{ep}(Z) = -\frac{\beta_2}{2} \cdot \frac{1 - Z^{-2}}{1 - (2 - \beta_2 - \beta_1^2)Z^{-1} + (1 - \beta_2)Z^{-2}} \quad (6)$$

Ця функція є нелінійною за параметром  $\beta_1$ , що дає змогу налаштувати резонансну частоту, при збереженні на інших частотах постійних коефіцієнтів підсилення.

Передавальній функції (6) відповідає резонансна частота

$$\omega^* = 2 \arcsin \frac{0,5\beta_1}{(1 - 0,5\beta_2)^{0,5}} \quad (7)$$

Для малих значень  $\beta_1$  і  $\beta_2$  можна записати наближену оцінку резонансної частоти

$$\omega^* \approx \beta_1(1 - 0,25\beta_2), \quad (8)$$

яка є лінійною функцією від  $\beta_1$  при  $\beta_2 = const$ .

Отже, в процесі виділення із сигналу одичної синусоїди можна підтримувати параметр  $\beta_2 = const$ , а налаштувати лише коефіцієнт  $\beta_1$ .

Після налаштування параметра  $\beta_1$  на резонансну частоту  $\omega^*$  можна скорегувати і частоту  $\beta_2$ .

Для налаштування фільтра може бути використано алгоритм навчання у вигляді стандартної градієнтної процедури

$$\beta_1(k) = \beta_1(k-1) + \eta_\beta \vartheta(k) S(k), \quad (9)$$

де  $\eta_\beta$  – коефіцієнт підсилення алгоритму.

Алгоритм (9) співпадає з дельта-правилом навчання в штучних нейронних мережах.

Недоліком структури біквдратної ланки і алгоритму навчання (9) є невизначеність коефіцієнта підсилення  $\eta_\beta$  і неможливість налаштування параметра  $\beta_2$ .

Для уточнення всіх параметрів фільтра було запропоновано [6] додатковий алгоритм, який зручно використовувати для вирішення практичних задач.

У випадках, коли із сигналу треба виділити  $m$  синусоїд, в [8] запропоновано використовувати каскадну структуру, яка містить  $m(m+1)/2 + m$  біквдратних ланок, що піддаються налаштуванню. Ця ідея покладена в основу нейромережевого адаптивного фільтра, схема якого зображена на рис. 6.

Як нейрони використано одичні рекурсивні адаптивні фільтри, що налаштовуються за допомогою дельта-правил такого вигляду [8]:

$$\beta(k) = \beta(k-1) + \eta_\beta \frac{\vartheta(k) S(k)}{S(k)^2}, \quad (10)$$

де:

$$\beta(k) = (\beta_1^1(k), \beta_1^2(k), \dots, \beta_1^m(k))^T,$$

$$S(k) = \left( \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial \beta_1^1}, \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial \beta_1^2}, \dots, \frac{\partial \vartheta(k)}{\partial \beta_1^m} \right)^T,$$

верхній індекс  $m$  в  $f_1^m$  означає номер відповідної гармоніки.

Отже, існують підходи, які дають змогу виділити з аналізованого сигналу довільну кількість гармонічних компонент. Ці підходи володіють високою швидкістю, яка забезпечується як паралельною організацією обчислень, так і оптимальними властивостями алгоритмів навчання.

### Висновок

Проаналізовано відомі та запропоновано нові методи і алгоритми виявлення прихованих періодичностей, властиві явищу помпажу відцентрових нагнітачів газоперекачувальних агрегатів, які дають змогу забезпечити антипомпажний захист ВН ГПА у реальному часі. Запропоновано використати адаптивний фільтр у вигляді біквадратної ланки, що дає змогу забезпечити високу швидкість системи захисту ГПА від помпажу.

### Література

1 Серебренников М.Г., Первозванский А.А. Выявление скрытых периодичностей. – М.: Наука, 1965. – 264с.

2 Селезнев К.П., Измайлов Р.А. О нестационарных процессах в проточной части центробежных компрессоров // Химическое и нефтяное машиностроение. – 1972. – №3. – С.12-16.

3 Измайлов Р.А., Селезнев К.П. Нестационарные процессы в центробежных компрессорах // Химическое и нефтяное машиностроение. – 1995. – №11. – С.13-17.

4 Крутиков Т.Е. Система диагностирования передпомпажного состояния центробежного компрессора: Автореф. дис. канд.техн.наук: 05.04.06. – Санкт-Петербург, 2003. – 18 с.

5 Бодянский Е.В., Котляревский С.В., Чепланов А.П., Шило А.В. Нейросетевая адаптивная фильтрация полигармонических стохастических сигналов // Радиоэлектроника и информатика. – 2001. – №2 – С.72-77.

6 Cichocki A., Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing. Stuttgart: Teubner. – 1993. – 526p.

7 Каппелини В., Константинович А.Дж., Эмилиани П. Цифровые фильтры и их применение. М.: Энергоатомиздат, 1983. – 360 с.

8 Kwan T., Martin K. Adaptive detection and enhancement of multiple sinusoids using a cascade IIR filter // IEEE Trans. Circuits and Systems 36. – 1989. – №7. – P.937-947.

9 Doraiswami R., Jiang I. A linear time-varying filter for estimating a signal from unknown noise and its applications to identification // Int. J. Contz. – 42. №1. – 1985. – P97-117.

## 15-а Міжнародна конференція з автоматичного управління

# АВТОМАТИКА-2008 AUTOMATICS-2008

м. Одеса  
(23–26 вересня 2008 р.)

### Оргкомітет конференції

Одеська національна морська академія,  
65029, м. Одеса, вул. Дідріхсона, 8

fa@ma.odessa.ua

leovish@rambler.ru

тел. (048) 728 25 95

### Тематика конференції:

- Математичні проблеми управління, оптимізації і теорії ігор
- Управління та ідентифікація в умовах невизначеності
- Автоматичне управління в технічних системах
- Управління аерокосмічними, морськими та іншими рухомими об'єктами
- Управління в соціальних та економічних системах
- Прогресивні інформаційні технології та інтелектуальне управління
- Підготовка кадрів в галузі управління та автоматизації
- Автоматизація навчання і тренажерна підготовка