# Додаток А

## Код реалізації основної програми

```
import cv2
import numpy as np
from PIL import Image, ImageDraw, ImageFont

# Завантажуємо зображення
print("Завантаження зображення...")
image = cv2.imread('talyana.jpg')
if image is None:
    print("Помилка: зображення не знайдено.")
    exit()
print("Зображення завантажено!")

# Перетворюємо в HSV
print("Перетворення в HSV...")
hsv_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2HSV)

# Поріг для визначення зелених ділянок
print("Застосування порогу для зелених ділянок...")
lower_thresh = np.array([25, 40, 40])
upper_thresh = np.array([85, 255, 255])
hsv_thresh = cv2.inRange(hsv_image, lower_thresh, upper_thresh)

# Морфологічні операції
print("Застосування морфологічних операцій...")
kernel = np.ones((5, 5), np.uint8)
hsv_thresh = cv2.morphologyEx(hsv_thresh, cv2.MORPH_CLOSE, kernel)
hsv_thresh = cv2.morphologyEx(hsv_thresh, cv2.MORPH_OPEN, kernel)

# Знаходимо контури на обробленому зображенні
print("Пошук контурів...")
contours, _ = cv2.findContours(hsv_thresh, cv2.RETR_EXTERNAL,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

# Фільтруємо контури за площею
min_area = 100
filtered_contours = [cnt for cnt in contours if min_area < cv2.contourArea(cnt)]

# Виводимо кількість знайдених листків
num_leaves = len(filtered_contours)
print(f'Number of leaves: {num_leaves}')

# Обчислюємо площу кожного листка
```

```
leaf_areas = []
for i, contour in enumerate(filtered_contours):
    area = cv2.contourArea(contour)
    leaf_areas.append(area)
    print(f"Leaf {i + 1}: {area} pixels²")

# Малюємо контури на оригінальному зображенні
output_image = image.copy()
cv2.drawContours(output_image, filtered_contours, -1, (0, 255, 0), 2)

# Показуємо результат з контурами
cv2.imshow("Detected Leaves", output_image)
cv2.waitKey(0)

# Створення текстового зображення з результатами
print("Створення текстового зображення для результатів...")
white_canvas = np.ones((500, 600, 3), dtype="uint8") * 255  # Білий фон
font_path = "/Library/Fonts/Arial.ttf"  # Шлях до шрифту (змінити для Windows)
font = ImageFont.truetype(font_path, 24)

results_image = Image.fromarray(white_canvas)
draw = ImageDraw.Draw(results_image)
draw.text((10, 10), f"Number of leaves: {num_leaves}", fill="black", font=font)
y_offset = 50
for i, area in enumerate(leaf_areas):
    draw.text((10, y_offset), f"Leaf {i + 1}: {area:.2f} pixels²", fill="black",
font=font)
    y_offset += 30

# Перетворення текстового зображення для показу через OpenCV
results_image_cv = cv2.cvtColor(np.array(results_image),
cv2.COLOR_RGB2BGR)

# Показуємо текстові результати після зображення з контурами
cv2.imshow("Results", results_image_cv)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```

Додаток Б

UNIVERSITY OF COLOGNE

Plant-Ukraine

# University of Cologne, Germany
# Certificate of achievement for course

I hereby confirm that Mrs. Hanna Rudakova successfully participated in the course 'InnoBioDiv/Plant-Ukraine' at the University of Cologne, Germany, during the winter term of 2024 (02.10. - 22.11.2024), earning 8 ECTS credit points. The course, conducted in a hybrid format, combined online learning with in-person sessions at the University of Cologne. It focused on innovative research on plant-environment interactions in a changing climate, integrating biology with modern Internet-of-Things technologies.

**Teaching and Learning Methods:**

• Lectures, self-paced learning courses

• Laboratory work (project-based, research-oriented, in supervised team work)

• Guidance for independent experiment conduct, largely in interdisciplinary and intercultural teamwork.

**Module Objectives and Competencies to be Acquired:**

Upon successful completion of the module, the student will possess:

• A deep understanding of the interactions between climate parameters, plant growth, and soil biodiversity.

• Basic knowledge of modern technologies such as robotics, sensors, and the Internet of Things in the context of plant research.

• Awareness of the importance of sustainability, resource conservation, and food security in the context of population growth and climate change.

• The ability to develop and implement concepts for adapting plants to climate change.

• The ability to plan, conduct, and analyze experiments in the fields of plant physiology, soil biology, and technology.

• The ability to statistically analyze and present experimental data.

• The ability to present and communicate scientific results.

• Experience in interdisciplinary and intercultural collaboration and the exchange of ideas with students from various STEM research areas.

• Experience in project planning, implementation, and teamwork.

**Module Contents:**

• Introduction to the fundamentals of experimental investigation of plant growth in greenhouses.

• Exploration and understanding of an automated monitoring and irrigation system involving a FarmBot (https://farm.bot/#; https://www.youtube.com/watch?v=tecNLcilg3Y).

• Application of suitable test plants and microorganisms to study plant growth under the influence of climate factors.

• Development of concepts to expand existing experiments and conduct new innovative experiments.

• Utilization of modern technologies such as robotics, sensors, and IoT for the collection and control of environmental parameters.

• Analysis of measurement data and interpretation of results.

• Documentation of considerations and results in blogs or laboratory journals.

• Presentation of developed concepts to the InnoBioDiv research team and discussion of the results.

The following performance review took place:

Active participation in online meetings (evaluated with at least sufficient)

Scientific report and Protocol (evaluated with at least sufficient)

Presentation (evaluated with at least sufficient)

Date 28.11.2024

Prof. Dr. Marcel Buch.
Universität zu Köln
Botanisches Institut
Zülpicher Straße 47b
50674 Köln
Germany

Signature Lecturer

Stamp

being_a_dynamic_task_allocation_strategy_for_collaborative_assembly_systems_in_Industry_50.
6. Task Allocation in Production Systems - Measuring and Analysing Levels of Automation [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667016331007.
7. Task Allocation in Human–Machine Manufacturing Systems Using Deep Reinforcement Learning [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.mdpi.com/2071-1050/14/4/2245
8. Review of task allocation for human-robot collaboration in assembly [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/0951192X.2023.2204467#d1e155.
9. Task allocation in multi-robot system using resource sharing with dynamic threshold approach [Електронний ресурс]. – режим доступу https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9067701/.
10. Multi-heuristic dynamic task allocation using genetic algorithms in a heterogeneous distributed system [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0743731510000705.
11. A Heuristic Genetic Algorithm for Independent Task Scheduling [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.researchgate.net/publication/331629356_A_Heuristic_Genetic_Algorithm_for_Independent_Task_Scheduling.

# АНАЛІЗ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ СКЛАДНИХ КОНФІГУРАЦІЙ ДЕТАЛЕЙ ПРИЛАДОБУДІВНОГО ВИРОБНИЦТВА

**Рудакова Г.В.**
Харківський національний університет радіоелектроніки
Україна, Харків, пр. Науки. 14

Дослідження розглядає актуальні методи та підходи до розробки мобільних роботів, здатних розпізнавати складні конфігурації деталей у приладобудівному виробництві. Сучасні виробничі процеси вимагають високого рівня автоматизації для забезпечення точної і швидкої обробки складних деталей, що включає використання роботів з інтелектуальними системами комп'ютерного зору та машинного навчання. Із зростанням технологічних вимог у виробництві мобільні роботи набувають важливого значення завдяки здатності виконувати навігацію в динамічному середовищі та розпізнавати деталі за допомогою нейронних мереж і алгоритмів глибокого навчання, що підвищує ефективність виробничих операцій. Використання комп'ютерного зору, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN) та технологій сенсорної інтеграції, дозволяє роботам обробляти тривимірні зображення, виділяти ключові особливості та адаптуватися до змінних умов освітлення і позиціонування об'єктів, що є необхідним для забезпечення високої точності на виробництві.

Ключові слова: mobile robots, computer vision, object recognition, instrumentation manufacturing, complex part configurations, machine learning, neural networks, manufacturing automation, deep learning, industrial robots.

# ANALYSIS OF MOBILE ROBOTS FOR RECOGNIZING COMPLEX CONFIGURATIONS OF PARTS IN INSTRUMENTATION PRODUCTION

**Rudakova H.**
Kharkiv National University of Radio Electronics
Ukraine, 61166, Kharkiv, Nauky av., 14

The study examines current methods and approaches to the development of mobile robots capable of recognizing complex configurations of parts in instrumentation production. Modern manufacturing processes require a high level of automation to ensure accurate and fast processing of complex parts, including the use of robots with intelligent computer vision and machine learning systems. As technological requirements in manufacturing grow, mobile robots are becoming increasingly important due to their ability to navigate in dynamic environments and recognize parts using neural networks and deep learning algorithms, which increases the efficiency of production operations. The use of computer vision, including convolutional neural networks (CNNs) and sensor integration technologies, allows robots to process three-dimensional images, highlight key features, and adapt to changing lighting conditions and object positioning, which is essential for high accuracy in manufacturing.

Keywords: mobile robots, computer vision, object recognition, instrumentation manufacturing, complex part configurations, machine learning, neural networks, manufacturing automation, deep learning, industrial robots.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Сучасне приладобудівне виробництво вимагає високого рівня автоматизації, що забезпечує високу точність, швидкість та якість обробки складних конфігурацій деталей. Використання мобільних роботів із системами комп'ютерного зору та алгоритмами машинного навчання стає критично важливим для підвищення продуктивності та конкурентоспроможності виробничих підприємств. Така автоматизація дозволяє зменшити залежність від людського фактору, мінімізуючи кількість помилок, що виникають при розпізнаванні та обробці складних деталей.

Актуальність розробки мобільного робота для розпізнавання об'єктів у приладобудівному виробництві також зумовлена зростаючою потребою в інтелектуальних системах, здатних працювати у складних та мінливих умовах.

Застосування комп'ютерного зору та нейронних мереж для автоматичного розпізнавання деталей дозволяє мобільним роботам адаптуватися до змін освітлення, різних кутів огляду та складних геометричних форм об'єктів. Це забезпечує підвищення якості продукції та зниження виробничих витрат, що має ключове значення для сучасного високотехнологічного виробництва.

Таким чином, розробка мобільного робота, здатного розпізнавати складні конфігурації деталей у приладобудівному середовищі, є актуальною задачею, яка відповідає сучасним потребам індустрії у впровадженні інноваційних рішень для підвищення ефективності, якості та гнучкості виробничих процесів.

Метою цього дослідження є розробка мобільного робота, здатного автоматично розпізнавати складні конфігурації деталей у приладобудівному виробництві за допомогою технологій комп'ютерного зору та алгоритмів машинного навчання. Дослідження спрямоване на створення системи, яка забезпечить високу точність і стабільність розпізнавання, а також адаптивність до змін навколишнього середовища та здатність працювати в умовах, що постійно змінюються. Для досягнення цієї мети передбачається аналіз сучасних методів комп'ютерного зору та машинного навчання, що застосовуються для розпізнавання об'єктів у виробничих умовах, розробка та впровадження відповідних алгоритмів для точного розпізнавання об'єктів з різними конфігураціями, а також тестування й оптимізація системи розпізнавання в реальному виробничому середовищі. Це дозволить забезпечити надійну роботу мобільного робота у динамічних виробничих умовах з різними рівнями освітлення та складністю об’єктів.

Мобільні маніпулятори з комп’ютерним зором можуть значно підвищити ефективність малих і середніх підприємств завдяки автоматизованому розпізнаванню та локалізації об’єктів (рис.1). Для вирішення цієї задачі використовуються технології тривимірних точкових хмар і глибокого навчання, що дозволяє роботу адаптуватися до динамічного середовища та виконувати різноманітні завдання, такі як автоматичне захоплення і переміщення об’єктів. Тривимірні точкові хмари забезпечують детальне відображення об’єктів у просторі, що дає змогу точно ідентифікувати та локалізувати деталі в реальному часі [1].

У результаті впровадження такої технології, робот стає надійним і високоточним інструментом у виробничих процесах. Завдяки адаптивному захоплювачу та гнучкості налаштувань, маніпулятор здатен виконувати складні завдання з високою точністю та безпекою для навколишнього середовища [2].

Рисунок 1 – Мобільний маніпулятор з комп'ютерним зором та системою тривимірних точкових хмар для автоматизованого розпізнавання і локалізації об'єктів у виробничому середовищі

Мобільні роботи, зокрема автоматизовані керовані транспортні засоби (AGV), відіграють значну роль у сучасному виробництві, підвищуючи гнучкість обробки матеріалів і оптимізуючи процеси локалізації та навігації. Завдяки таким технологіям, як лазерна триангуляція, стельові штрих-коди та SLAM (рис. 2), мобільні роботи здатні точно визначати своє розташування та ефективно пересуватися на виробництві, що забезпечує інтеграцію з іншими системами і підвищує продуктивність. Безпека роботи роботів у спільних робочих зонах із людьми досягається завдяки дотриманню міжнародних стандартів безпеки, що дозволяє уникати зіткнень і захищати операторів у процесі роботи.

Рисунок 2 – Методи локалізації мобільних роботів

Для повної інтеграції мобільних роботів у виробничі процеси важливим є врахування їхньої надійності та гнучкості в умовах змінних виробничих потреб. Завдяки здатності до швидкої адаптації та підтримки нових завдань, ці роботи підходять для автоматизації багатьох виробничих операцій, значно підвищуючи продуктивність і знижуючи витрати. Крім того, розробка стандартизованих інструментів для порівняння продуктивності та інтуїтивно зрозумілого програмного забезпечення є ключовими для швидкої інтеграції мобільних роботів на виробництві (рис. 3) [3].


Рисунок 3 – Система автоматизованого сортування та транспортування об'єктів за допомогою мобільних роботів

Методи комп'ютерного зору для розпізнавання об'єктів у промислових умовах дозволяють створювати векторний опис об'єктів, що враховує форму, контур та глибину для підвищення точності розпізнавання. Boundary Object Function (BOF) використовується для визначення контуру об'єкта, де оцінюється відстань від центроїда до периметру, створюючи унікальний векторний профіль. Shape From Shading (SFS) застосовується для побудови тривимірного вигляду поверхні об'єкта за допомогою відблисків світла, що дозволяє отримати додаткові деталі його форми. Для відображення просторових характеристик застосовується епіполярна геометрія, яка допомагає сформувати карту глибини через стереовізійну систему (рис. 4).

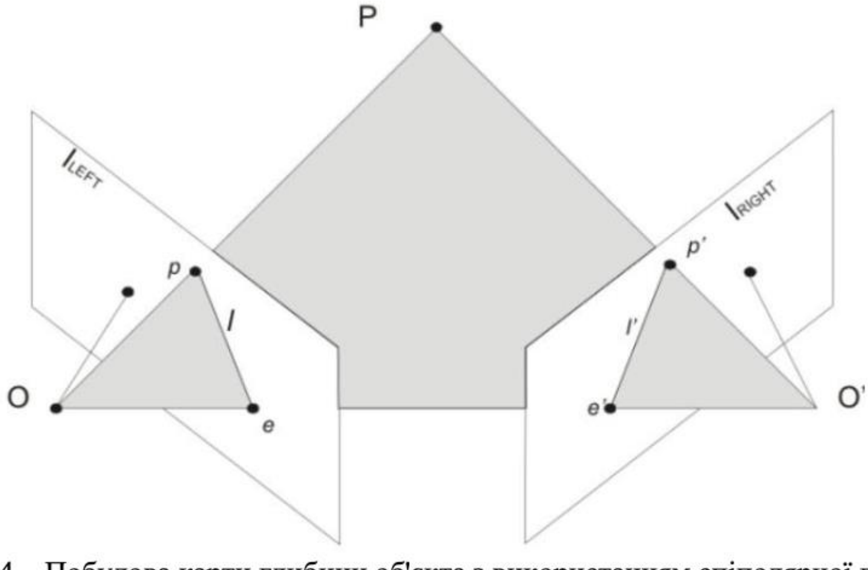


Рисунок 4 – Побудова карти глибини об'єкта з використанням епіполярної геометрії

Поєднання цих методів забезпечує розпізнавання об'єктів з високою точністю навіть у випадках, коли контури об’єктів схожі, але їх форма або висота відрізняються, що особливо важливо для автоматизованих систем в умовах промислового виробництва [4].

Інспекція компонентів на виробництві може бути значно вдосконалена завдяки використанню роботизованих систем, що керуються візуальною інформацією. Технологія "structure from motion" (SfM) дозволяє створювати тривимірні моделі деталей на основі серії двовимірних зображень, які забезпечують точний маршрут для ультразвукового зонда, що здійснює неруйнівний контроль (NDT) об'єктів зі складною геометрією. Серед методів отримання зображень розглядаються растрове, полярне та спіральне сканування, кожне з яких оптимізоване для об’єктів різних форм. Параболоїдальна спіраль виявляється найефективнішою, забезпечуючи точність тривимірних моделей до 0.43 мм, що сприяє високій якості контролю компонентів (рис. 5) [5].

Рисунок 5 – Тривимірна модель об'єкта, створена методом параболоїдальної спіралі для підвищення точності інспекції

Розпізнавання об'єктів на основі моделей є важливим підходом для забезпечення точного визначення положення та орієнтації об’єктів у складних виробничих середовищах. Розглядаються алгоритми, що дозволяють розпізнавати деталі, навіть якщо вони розташовані в хаотичному порядку, як у випадку проблеми "bin-picking" у промислових контейнерах. Для цієї мети застосовуються 2D, 2.5D та 3D моделі об'єктів, кожна з яких має свої переваги залежно від специфіки завдання. Алгоритми орієнтовані на виділення характерних рис об’єктів, моделювання та зіставлення, що дозволяє забезпечити стабільне розпізнавання у виробничих умовах. Висновки свідчать про необхідність забезпечення гнучкості, швидкої обробки зображень і стійкості до змін навколишнього середовища для досягнення високої точності позиціонування та виявлення промислових деталей [6].

Автономні мобільні роботи (AMR) стають все більш поширеними у виробничих середовищах, завдяки їх здатності до об’єктного розпізнавання і уникнення перешкод у режимі реального часу. Для забезпечення надійного розпізнавання об’єктів застосовуються алгоритми глибокого навчання, такі як

YOLO, SSD для одноетапних детекторів, та Faster R-CNN для двоетапних. Одноетапні детектори, такі як YOLO, забезпечують високу швидкість розпізнавання, тоді як двоетапні алгоритми, такі як Faster R-CNN, відзначаються кращою точністю завдяки виділенню регіонів інтересу. Застосування декількох сенсорів, таких як LiDAR і камери, дозволяє об’єднати дані для підвищення точності розпізнавання. Використання глибоких нейронних мереж сприяє підвищенню надійності AMR у динамічних умовах, забезпечуючи точну локалізацію об'єктів і безпечну навігацію серед перешкод [7].

У роботизованих та автономних системах (RAS) технології машинного навчання відіграють вирішальну роль у процесах інспекції та моніторингу механічних систем і цивільної інфраструктури. Основні типи технологій включають різні види роботів: наземні, морські, повітряні та космічні, кожен із яких використовує специфічні датчики для збору та обробки даних про стан інфраструктури, наприклад, трубопроводів, вітрових турбін та мостів. Для обробки зібраних даних використовуються методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі, що дозволяють здійснювати точну класифікацію та виявлення дефектів у режимі реального часу. Застосування машинного навчання у сфері інспекції дозволяє значно знизити витрати, підвищити безпеку і швидкість моніторингу, забезпечуючи високу точність діагностики стану об’єктів у складних і важкодоступних умовах [8].

Сучасні тенденції використання промислових роботів охоплюють нові сфери, такі як медицина, харчова промисловість, сільське господарство та цивільне будівництво. Основна увага приділяється питанням взаємодії людини з машиною, розпізнаванню об’єктів, плануванню траєкторії та оптимізації робочих процесів. Для класифікації робототехнічних рішень розглядаються досягнення в інтеграції штучного інтелекту та комп’ютерного зору, що дозволяє роботам ефективно працювати в умовах непередбачуваних змін. Підкреслюється важливість подальшого розвитку адаптивних технологій, зокрема поліпшення алгоритмів для взаємодії з людьми в режимі реального часу та забезпечення безпечного середовища для роботи поруч із людьми [9].

ВИСНОВКИ: Застосування мобільних роботів із системами комп’ютерного зору та машинного навчання в приладобудівному виробництві дозволяє значно підвищити продуктивність, точність і гнучкість виробничих процесів. Використання алгоритмів глибокого навчання, таких як згорткові нейронні мережі, забезпечує роботам можливість надійно розпізнавати складні конфігурації деталей у динамічних виробничих умовах. Результати дослідження свідчать, що інтеграція таких роботів у виробництво дозволяє мінімізувати вплив людського фактора, знижуючи рівень помилок та витрат. Технології тривимірних точкових хмар, сенсорної інтеграції та адаптивних алгоритмів обробки зображень забезпечують високу точність і надійність роботи мобільних роботів. Подальший розвиток цих технологій є важливим для збереження конкурентоспроможності та впровадження інновацій у сфері автоматизації виробництва.

**Список використаних джерел**

1. Learning-based object detection and localization for a mobile robot manipulator in SME production [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736584521001113.
2. Human–robot collaboration in industrial environments: A literature review on non-destructive disassembly [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736584521000910
3. Literature Review of Mobile Robots for Manufacturing [Електронний ресурс]. – режим доступу https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2015/NIST.IR.8022.pdf.
4. Using Object's Contour, Form and Depth to Embed Recognition Capability into Industrial Robots [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1665642313715116.
5. Vision guided robotic inspection for parts in manufacturing and remanufacturing industry [Електронний ресурс]. – режим доступу https://link.springer.com/article/10.1007/s13243-020-00091-x.
6. Model-Based Recognition in Robot Vision [Електронний ресурс]. – режим доступу https://dl.acm.org/doi/10.1145/6462.6464.
7. A review on object detection for autonomous mobile robot [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.researchgate.net/publication/373581656_A_review_on_object_detection_for_autonomous_mobile_robot
8. Machine learning techniques for robotic and autonomous inspection of mechanical systems and civil infrastructure [Електронний ресурс]. – режим доступу https://link.springer.com/article/10.1007/s43684-022-00025-3.
9. Advanced Applications of Industrial Robotics: New Trends and Possibilities [Електронний ресурс]. – режим доступу https://www.mdpi.com/2076-3417/12/1/135.

Додаток Г

Демонстраційний матеріал у вигляді презентації

| Формат | Позиція. | ПОЗНАЧЕННЯ | НАЙМЕНУВАННЯ | Кільк. | Примітки |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | Текстові документи | | |
| А4 | 1 | ГЮИК.441240.030 ПЗ | Пояснювальна записка | | 84 с. |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | Інші документи | | |
| | 2 | | Пояснювальна записка | 1 | CD-R |
| | | | Презентаційний матеріал | | 10 с. |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |
| | | | | | |

| Змін. | Арк. | Номер докум. | Підп | Дата | ГЮИК.441240.030 ПЗ | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Розроб. | | Рудакова Г.В. | | | Розроблення мобільного робота для розпізнавання складних конфігурацій деталей приладобудівного виробництва Відомість кваліфікаційної роботи | Літера | Аркуш | Аркушів |
| Перевір. | | Бронніков А.І. | | | | Н | 1 | 1 |
| | | | | | | Кафедра КІТАМ ХНУРЕ | | |
| Н.контр | | Демська Н.П. | | | | | | |
| Затв. | | Невлюдов І.Ш. | | | | | | |