

Державний заклад
«ПІВДЕННОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені К. Д. УШИНСЬКОГО»



ОДЕСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ імені І. І. МЕЧНИКОВА

ДВАДЦЯТЬ ТРЕТЯ ВСЕУКРАЇНСЬКА КОНФЕРЕНЦІЯ
СТУДЕНТІВ І МОЛОДИХ НАУКОВЦІВ

ІНФОРМАТИКА, ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

24 квітня 2026 р.

Одеса – 2026

Інформатика, інформаційні системи та технології: тези доповідей двадцять третьої всеукраїнської конференції студентів і молодих науковців. Одеса, 24 квітня 2026 р. - Одеса, 2026. – 208 с.

Друкується за рішенням Вченої Ради
Університету Ушинського
(протокол № 13 від 30.04.2026 р.)

Організатори конференції продовжують традицію обміну досвідом у сфері освіти та використання інформаційних технологій. У конференції приймають участь студенти, аспіранти та молоді науковці вищих навчальних закладів України.

Тематика конференції охоплює наступне коло питань: сучасні інформаційні технології; інтелектуальні системи; методика викладання інформатики; інформаційні технології в освіті; психолого-педагогічне забезпечення інформатизації навчальної діяльності; дистанційна освіта і глобальні телекомунікаційні мережі; математичне моделювання й інформаційні технології; інформатизація системи керування освітою; інформаційні технології в менеджменті.

Наукові керівники:

завідувачка кафедри прикладної математики та інформатики навчально-наукового інституту природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту, д. т. н., проф. Т. Л. Мазурок,
завідувач кафедри математичного забезпечення комп'ютерних систем факультету математики, фізики та інформаційних технологій ОНУ імені І. І. Мечникова, д. т. н., проф. Є. В. Малахов

Оргкомітет:

Голова:

Ректор Університету Ушинського,
д. і. наук, доц. А. В. Красножон

Заступники голови:

Проректор з наукової роботи Університету Ушинського, д. політ. н., проф. Г.В. Музиченко,
Директор навчально-наукового інституту природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту, д. пед.н., проф. О. І. Ордановська,
Декан факультету математики, фізики та інформаційних технологій
ОНУ імені І. І. Мечникова, д. ф-м. н., проф. Ю. А. Ніцук

Члени оргкомітету:

д. т. н., проф.	Є. В. Малахов	д. т. н., проф.	Т. Л. Мазурок
д. т. н., проф.	Ю. О. Гунченко	к. п. н., доц.	А. О. Яновський
ст. викладач	І. М. Лісіцина	викладач	О. Я. Рубанська
ст. викладач	Н. Ф. Трубіна	к. ф.-м. н.	О. П. Бойко
ст. викладач	В. А. Корабльов	PhD, associated prof. (Poland)	A. Rychlik

© Навчально-науковий інститут природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту Державного закладу «Південноукраїнський національний педагогічний університет імені К. Д. Ушинського», кафедра прикладної математики та інформатики, 2026

© Факультет математики, фізики та інформаційних технологій Одеського національного університету імені І. І. Мечникова, кафедра математичного забезпечення комп'ютерних систем, 2026

ПРИХОВУВАННЯ ІНФОРМАЦІЇ В ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ МЕТОДАМИ СТЕГАНОГРАФІЇ.....	38
Комар Ю. М., Олефіренко Н. В.	38
ФОРМУВАННЯ ШАБЛОНІВ ДЛЯ ГЕНЕРАЦІЇ НАВЧАЛЬНИХ КЕЙСІВ З РОЗПІЗНАВАННЯ ФЕЙКІВ ТА ДЕЗІНФОРМАЦІЇ В БАЗОВІЙ ШКОЛІ.....	40
Реулець М. В., Мазурок Т. Л.	40
КОРПОРАТИВНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМИ ДЛЯ КОНСУЛЬТУВАННЯ МОЛОДШИХ СПЕЦІАЛІСТІВ	41
Ірлик Н. Ю.....	41
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ЗВЕРНЕНЬ МЕТОДАМИ NATURAL LANGUAGE PROCESSING З ПРИЙНЯТТЯМ РІШЕНЬ	44
Дейнега Д. О.	44
ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ СУЧАСНИХ РІШЕНЬ У СФЕРІ КАТАЛОГІЗАЦІЇ БІБЛІОТЕЧНОГО ФОНДУ	46
Прущак В. К., Лапаєв А. В.	46
РОЗРОБКА ІНТЕРАКТИВНОГО ІНСТРУМЕНТУ ДЛЯ ВИВЧЕННЯ ОСНОВ КРИПТОГРАФІЇ	48
Горьковенко Є. І., Кушніренко Н. І.	48
МЕТОДИЧНІ ОСОБЛИВОСТІ ПІДГОТОВКИ ЗДОБУВАЧІВ ВИЩОЇ ПЕДАГОГІЧНОЇ ОСВІТИ ДО РОБОТИ ЗІ ЗНАННЯ-ОРІЄНТОВАНИМИ СИСТЕМАМИ	50
Чуєнко В. В., Мазурок Т. Л.	50
ГІПЕРБОЛА ТА ЇЇ ГЕОМЕТРИЧНІ ВЛАСТИВОСТІ.....	51
Дроць А. І., Халецький Ю. В.....	51
МЕТОДИЧНІ ОСОБЛИВОСТІ НАВЧАННЯ ОСНОВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ЗДОБУВАЧІВ ВИЩОЇ ПЕДАГОГІЧНОЇ ОСВІТИ	53
Чулкова А. О., Мазурок Т. Л.....	53
РЕАЛІЗАЦІЯ КРОСПЛАТФОРМНОГО ДОДАТКА ДЛЯ КОНТРОЛЮ АКАДЕМІЧНОЇ УСПІШНОСТІ СТУДЕНТІВ ЗАСОБАМИ .NET MAUI ТА SQLITE ..	54
Тюртюбек У. М.....	54
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА СОРТУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ НА КОНВЕЄРІ.....	56
Остапенко А. В.	56
ЗАСТОСУВАННЯ LEGO MINDSTORMS EV3 У ДІЯЛЬНОСТІ ШКІЛЬНОГО ГУРТКА З ОСНОВ РОБОТОТЕХНІКИ.....	58
Власенко О. О., Гайдусь А. Ю.	58
ГІБРИДНИЙ МЕТОД СЕМАНТИЧНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ НЕІНФОРМАТИВНИХ ЗАПИСІВ У СИСТЕМНИХ ЛОГАХ	59
Суходольський Р.	59
СИСТЕМА КООРДИНАЦІЇ ГРУПИ РОБОТІВ ДЛЯ СПІЛЬНОГО ВИКОНАННЯ ЗАДАЧ	61
Грекова В. Ф.	61

4 порта для моторів з датчиком обертів; USB-порт для ПК і підключення WiFi-адаптера (USB 2.0 / USB 1.1). Безкоштовний додаток EV3 Programmer App дозволяє програмувати робота. Інтуїтивний інтерфейс робить програмування особливо простим.

Тому гурток з робототехніки у школі є простором для самореалізації особистості, де навчання перетворюється на захопливий пошук, що допомагає учню знайти своє покликання.

Література

1. Кривонос О.М. Робототехніка в школі / О. М. Кривонос // Теорія і практика використання інформаційних технологій в навчальному процесі. – К. : Вид-во НПУ імені М.П. Драгоманова, 2017. – С. 90-91.
2. Lego Mindstorms EV3. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Lego_Mindstorms_EV3

ГІБРИДНИЙ МЕТОД СЕМАНТИЧНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ НЕІНФОРМАТИВНИХ ЗАПИСІВ У СИСТЕМНИХ ЛОГАХ

Суходольський Р.

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова

Запропоновано гібридний метод фільтрації неінформативних записів у нерозмічених системних логах, що поєднує шаблонізацію Drain, BERT-векторизацію, кластеризацію K-Means та класифікатор GaussianNB. Оскільки набір даних ZooKeeper (LogHub) не містить ground truth міток, оцінювання виконано як вимірювання здатності класифікатора відтворювати кластерну структуру (проху-метрика): macro F1 = 0,73–0,81, weighted F1 = 0,96–0,976.

Ключові слова: системні логи, фільтрація, BERT, Drain, кластеризація, найвний баєсівський класифікатор, нерозмічені дані.

Сучасні розподілені системи генерують мільйони лог-записів на добу [1]. Аномальні записи становлять 2–10% обсягу [4], решта – штатні повторювані події. Регулярні вирази не масштабуються при зміні формату логів [3]. Глибокі моделі (DeepLog [7], LogBERT [8]) досягають F1 0,78–0,91 на розмічених датасетах (HDFS, BGL), проте потребують анотованих даних, які рідко доступні [2]. Це мотивує методи для нерозмічених логів.

Мета – розробка гібридного пайплайну для нерозмічених логів. Набір ZooKeeper із LogHub [1] не має ground truth міток аномалій, тому застосовано підхід з автоматичним формуванням міток через кластеризацію. Пайплайн спочатку групує логи семантично, а класифікатор навчається швидко відносити нові записи до вже виявлених груп, що дозволяє зменшити обсяг даних для ручного аналізу.

Архітектура: 1) препроцесинг – нормалізація IP-адрес, PID, часових міток; 2) Drain [3] – дерево пошуку з фіксованою глибиною d забезпечує час $O(d)$ на запис, де d – невелика константа, і зменшує розмірність до сотень шаблонів; 3) BERT-векторизація [5] – bert-base-uncased генерує 768-вимірні контекстуальні ембединги через механізм self-attention [6]; на відміну від TF-IDF, представлення слова залежить від контексту; 4) кластеризація K-Means та класифікація на автоматично сформованих мітках.

BERT-вектори кластеризовано K-Means із $k = 44$ – значення обрано за кількістю шаблонів Drain для порівнянності підходів; це евристичний вибір без систематичного аналізу чутливості (elbow, gap statistic). Коефіцієнт силуету 0,724 свідчить про прийнятне відокремлення кластерів [9]. Порівняння показало, що BERT-кластеризація краще розрізняє семантично близькі, але функціонально різні повідомлення, проте без TF-IDF + K-Means baseline внесок BERT-компонента залишається непереконливим.

GaussianNB моделює кожну компоненту BERT-вектора нормальним розподілом – це сильна апроксимація для трансформерних представлень, перевірка якої (Q-Q plot, тест нормальності) у роботі не виконувалась. На розбитті 80/20 GaussianNB показав weighted F1 = 0,96–0,976 та macro F1 = 0,73–0,81 (залежно від K-Means або Drain міток). Macro F1 є більш інформативною метрикою при дисбалансі: вона показує, що рідкісні кластери – потенційно найцікавіші для аналізу – класифікуються значно гірше. Обидві метрики є проху-оцінками відтворення кластерної структури, а не реального виявлення аномалій.

Обмеження: один нерозмічений датасет; відсутні TF-IDF baseline та порівняння з DeepLog/LogBERT на розмічених даних; евристичний поріг рідкості кластерів; неперевірене припущення нормальності для GaussianNB. Подальша робота: валідація на розмічених датасетах (HDFS, BGL), порівняльний аналіз GaussianNB, Logistic Regression і LinearSVC, TF-IDF baseline та ablation study.

Література

1. Zhu J., He S., He P., Liu J., Lyu M. R. LogHub: A Large Collection of System Log Datasets for AI-driven Log Analytics. IEEE ISSRE. 2023.
2. Landauer M. et al. Deep Learning for Anomaly Detection in Log Data: A Survey. Machine Learning with Applications. 2023.
3. He P., Zhu J., Zheng Z., Lyu M. R. Drain: An Online Log Parsing Approach with Fixed Depth Tree. IEEE ICWS. 2017. P. 33–40.
4. Landauer M., Skopik F., Wurzenberger M. A Critical Review of Common Log Data Sets Used for Evaluation of Sequence-based Anomaly Detection Techniques. Proc. ACM Softw. Eng. 2024.

5. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. NAACL-HLT. 2019. P. 4171–4186.
6. Vaswani A. et al. Attention is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017.
7. Du M., Li F., Zheng G., Srikumar V. DeepLog: Anomaly Detection and Diagnosis from System Logs through Deep Learning. ACM CCS. 2017. P. 1285–1298.
8. Guo H., Yuan S., Wu X. LogBERT: Log Anomaly Detection via BERT. IEEE IJCNN. 2021. P. 1–8.
9. Kaufman L., Rousseeuw P. J. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. Wiley. 1990. 342 p.

СИСТЕМА КООРДИНАЦІЇ ГРУПИ РОБОТІВ ДЛЯ СПІЛЬНОГО ВИКОНАННЯ ЗАДАЧ

Грекова В. Ф.

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова

У роботі розглядається проектування та реалізація системи координації групи мобільних роботів на основі підходів swarm robotics. Описано основні принципи колективної поведінки, включаючи децентралізоване управління, локальну взаємодію агентів та самоорганізацію. Проаналізовано алгоритми розподілу задач, колективного пошуку та обміну інформацією між роботами. Обґрунтовано ефективність використання ройових алгоритмів у задачах, що потребують масштабованості та адаптивності.

Ключові слова: swarm robotics, багатороботні системи, координація роботів, децентралізовані алгоритми, колективна поведінка, розподіл задач.

Сучасні тенденції розвитку робототехніки передбачають перехід від індивідуальних автономних роботів до колективних систем, здатних ефективно взаємодіяти для виконання складних задач. Особливу увагу приділяють підходу swarm robotics, який базується на принципах природних систем, таких як поведінка мурах або роїв комах. У таких системах відсутній центральний керуючий елемент, а всі рішення приймаються на основі локальної інформації, що забезпечує високу стійкість до відмов та гнучкість [1].

Однією з ключових задач у багатороботних системах є організація ефективної координації між агентами. Це включає розподіл задач, уникнення конфліктів, синхронізацію руху та обмін інформацією. У сучасних дослідженнях активно застосовуються алгоритми ройової поведінки, які дозволяють досягати узгоджених дій без централізованого управління [2].