

# ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ЛОКАЛІЗАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ СЛАБОКОНТРОЛЬОВАНОГО НАВЧАННЯ

Вінницький Національний Технічний Університет

## *Анотація*

*У цій доповіді розглянуто основні проблеми слабоконтрольованого навчання, а також інтегрований підхід для вирішення цих проблем, що ставить за мету підвищення продуктивності моделі в розпізнаванні та локалізації об'єктів.*

***Ключові слова:** ШІ, штучний інтелект, WSL, слабоконтрольоване навчання, розпізнавання, локалізація.*

## *Abstract*

*This report discusses the main problems of weakly supervised learning, as well as an integrated approach to solving these problems, which aims to improve the model's performance in object recognition and localization.*

***Keywords:** AI, artificial intelligence, WSL, weakly supervised learning learning, recognition, localization.*

## **Вступ**

Розробка ефективних систем розпізнавання та локалізації об'єктів є критичною проблемою в різних областях, включаючи промислову автоматизацію, охорону здоров'я та моніторинг навколишнього середовища. Традиційні методи значною мірою покладаються на обширні, точно позначені набори даних, але цей підхід є водночас дорогим і трудомістким. Слабо контрольоване навчання (WSL) пропонує трансформаційне рішення, використовуючи менш детальні анотації, що значно зменшує потребу у вичерпному маркуванні даних. Здатність WSL працювати з неточними або неоднозначними даними відкрила нові шляхи для досліджень і застосування. Це дозволяє створювати інтелектуальні системи, які можуть адаптуватися та працювати в середовищах, де точне маркування даних є недоцільним. Ця гнучкість не тільки розширює сферу застосування програм машинного навчання, але й сприяє інноваціям у технологіях розпізнавання об'єктів і локалізації.

Однак реалізація WSL пов'язана зі своїми труднощами. Моделі, навчені на даних зі слабким контролем, часто мають проблеми з шумовими входними даними, що призводить до зниження точності та надійності. Крім того, семантичний розрив — різниця між концептами високого рівня та їх представленнями низького рівня — становить значну перешкоду. Етичні міркування, такі як забезпечення справедливості та прозорості, також є важливими при розгортанні цих систем. Вирішення цих проблем вимагає багатогранного підходу. Підвищення стійкості моделей WSL до зашумлених даних, підвищення точності локалізації та інтеграція етичних рамок є важливими кроками до реалізації повного потенціалу WSL. У міру розвитку досліджень у цій галузі мета полягає в тому, щоб розробити інтелектуальні системи, які є не тільки ефективними та масштабованими, але й етично обґрунтованими та адаптованими до широкого спектру реальних застосувань.

## **Результати дослідження**

Вирішення проблем у слабоконтрольованому навчанні вимагає комплексного підходу, який об'єднує різні методологічні досягнення. Зосереджуючись на вдосконаленні попередньої обробки та очищення даних, розробці надійних функцій втрати та впровадженні оцінки невизначеності, можливо підвищити продуктивність і надійність моделей у задачах розпізнавання об'єктів і локалізації. Ця стратегія також передбачає використання методів розширення даних, інтеграцію

предметних знань і об'єднання мультимодальних досліджень для збагачення процесу навчання. Крім того, адаптація методів самостійного навчання дозволяє моделям ітеративно вдосконалюватись, навчаючись на основі власних прогнозів і виправлень. Разом ці методи можуть ефективно вирішувати проблеми, пов'язані з зашумленими, неоднозначними та обмеженими позначеними даними, дозволяючи моделям навчатися на різноманітних і складних наборах даних. Це призводить до кращих можливостей узагальнення та підвищення продуктивності в реальних сценаріях.

Підвищення якості набору даних передбачає ретельну попередню обробку та очищення даних. Ретельно керуючи набором даних і усуваючи шум і нерелевантні точки, моделі можна навчити на високоякісних репрезентативних вибірках. Це зменшує ризик базування навчання на оманливій інформації, що зрештою призводить до кращого узагальнення та ефективності. Розробка функцій втрат, які враховують помилки прогнозування та невизначеність, надає моделі сильні тренувальні сигнали. Цей підхід дозволяє моделі зосередитися на вивченні значущих закономірностей у даних, ігноруючи шум, що призводить до більш точних і надійних прогнозів. Функція втрат є невід'ємною частиною навчання моделей машинного навчання, слугуючи для вимірювання продуктивності, коригування керівних параметрів, а також зміщення та дисперсію балансу. Крім того, він впливає на поведінку моделі, визначаючи пріоритетність типів помилок або підвищуючи стійкість до викидів [1]. Для прийняття безпечних та обґрунтованих рішень моделі мали б не лише забезпечувати вихідні дані, але й якомога точніше описувати рівень визначеності їхніх результатів [2]. Включення методів оцінки невизначеності дає змогу моделі оцінити достовірність своїх прогнозів. Оцінюючи невизначеність під час навчання, моделі можуть оцінювати надійність своїх вихідних даних, приймаючи більш обґрунтовані рішення в складних сценаріях, тим самим покращуючи загальну продуктивність і надійність. Методи розширення даних спрямовані на диверсифікацію наборів даних і підвищення надійності моделі. Завдяки введенню таких варіацій, як обертання, обрізання та гортання в навчальні дані, модель піддається більш широкому спектру випадків. Ця практика допомагає моделі краще узагальнювати невидимі дані та зменшує ризик переобладнання, що призводить до покращення продуктивності нових даних. Інтеграція предметних знань і контекстної інформації збагачує розуміння даних моделлю. Включення предметно-специфічних ідей, таких як семантичні обмеження, забезпечує контекст, який покращує можливості моделі для навчання та узагальнення. Це призводить до більш точних передбачень, релевантних контексту, особливо в спеціалізованих завданнях. Методи мультимодального синтезу дозволяють моделям використовувати інформацію з різних джерел. Мультимодальне навчання в штучному інтелекті забезпечує глибше розуміння вхідних даних, покращує процес прийняття рішень і аналізу, а також покращує точність і надійність прогнозів за рахунок інтеграції інформації з багатьох джерел. Його універсальність дозволяє системам ШІ ефективно обробляти різні типи даних, що робить його застосовним у різних областях [3]. Поєднуючи дані з різних модальностей, наприклад текст, зображення чи датчики, модель отримує більш повне розуміння даних. Таке поєднання інформації покращує здатність моделі розпізнавати складні зв'язки та закономірності, підвищуючи продуктивність і надійність. Методи самоконтрольованого навчання дозволяють моделям навчатися на неанотованих даних. Створюючи завдання, які вимагають від моделі передбачення певних властивостей або зв'язків у даних, вона може створювати багаті інформативні представлення. Це зменшує залежність від точних міток і покращує здатність моделі узагальнювати нові дані, що забезпечує кращу продуктивність у наступних завданнях. Ітеративний підхід до вдосконалення постійно вдосконалює модель. Оновлюючи слабкі сигнали спостережень, уточнюючи прогнози та включаючи відгуки експертів ітеративно, модель адаптується та розвивається з новою інформацією. Цей процес поступово підвищує продуктивність і надійність моделі, що призводить до кращих результатів у розпізнаванні об'єктів і завданнях локалізації.

Поєднання цих методів дозволяє моделям долати проблеми, пов'язані з шумними, неоднозначними та обмеженими позначеними даними. Цей інтегрований підхід дозволяє моделям навчатися на різноманітних складних наборах даних, покращуючи їхні можливості узагальнення та продуктивність у реальних програмах.

## Висновки

Запропоновано інтегрований підхід до навчання зі слабким контролем (WSL) для вирішення поширених проблем і підвищення продуктивності моделі в задачах розпізнавання об'єктів і

локалізації. Поєднуючи різні методологічні досягнення, включаючи попередню обробку даних, розробку надійної функції втрат, оцінку невизначеності, розширення даних, інтеграцію предметних знань, злиття мультимодальних досліджень, самостійне навчання та ітераційні стратегії вдосконалення, можливо покращити надійність і ефективність моделі. Ця комплексна стратегія спрямована на пом'якшення таких проблем, як шум, неоднозначність і обмежена доступність позначених даних.

#### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Loss Functions in Machine Learning Explained [Електронний ресурс] Режим доступу – <https://www.datacamp.com/tutorial/loss-function-in-machine-learning>
2. A Comprehensive Introduction to Uncertainty in Machine Learning [Електронний ресурс] Режим доступу – <https://imerit.net/blog/a-comprehensive-introduction-to-uncertainty-in-machine-learning-all-una/>
3. Multimodal in Machine Learning [Електронний ресурс] Режим доступу – [https://www.larksuite.com/en\\_us/topics/ai-glossary/multimodal-in-machine-learning#conclusion](https://www.larksuite.com/en_us/topics/ai-glossary/multimodal-in-machine-learning#conclusion)

*Зелений Владислав Євгенович* – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький Національний Технічний Університет, email: [vladyslavzelenyi@gmail.com](mailto:vladyslavzelenyi@gmail.com).

*Козловський Андрій Володимирович* – доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький Національний Технічний Університет, email: [akozlovskyi@vntu.edu.ua](mailto:akozlovskyi@vntu.edu.ua).

*Zelenyi Vladyslav Y.* – Post-Graduate Student of the Computer Sciences Chair; Vinnytsia National Technical University, email: [vladyslavzelenyi@gmail.com](mailto:vladyslavzelenyi@gmail.com).

*Kozlovskyi Andrii V.* – Cand. Sc., Associate Professor of the Department of Computer Sciences, Vinnytsia National Technical University, email: [akozlovskyi@vntu.edu.ua](mailto:akozlovskyi@vntu.edu.ua).