**Вінниченко Віталій Вікторович**

Аспірант, спеціальність 122 «Комп’ютерні науки»

Державний вищий навчальний заклад

"Ужгородський національний університет", м.Ужгород

ORCID: 0000-0002-8522-7348

**ПІДХОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ВІЗУАЛЬНИХ ДАНИХ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ**

Обчислювальний інтелект має ключове значення у інтерпретації візуальних даних, від автономних транспортних засобів до медичної діагностики. Зі збільшенням невизначеності візуальних даних, таких як шум і оклюзії, традиційні методи часто не витримують вимог, підкреслюючи необхідність більш гнучких і стійких підходів, як-то машинне навчання [1].

Традиційні системи обробки даних часто борються із неоднозначністю та неточністю даних реального світу, що призводить до викликів у надійності інтерпретації. Машинне навчання пропонує ключ до вирішення цих викликів через його здатність до адаптації та вивчення складних шаблонів.

Нещодавні досягнення включають глибокі нейронні мережі, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), генеративні змагальні мережі (GAN) і байєсовські нейронні мережі (BNN), які надають алгоритмічні засоби для управління невизначеністю в даних.

Дослідження машинного навчання, особливо у галузі обробки невизначених візуальних даних, виявило кілька серйозних проблем, які суттєво впливають на ефективність існуючих підходів [2]. Однією з важливих проблем є природа самих невизначених візуальних даних; він часто неповний, галасливий та двозначний. Такі характеристики створюють суттєві перешкоди для алгоритмів машинного навчання, які зазвичай покладаються на точні та зрозумілі дані для ефективного навчання [3]. Притаманна невизначеність вимагає розробки моделей, які можуть допускати неточності, а й виводити недостатню інформацію щоб одержати точних прогнозів.

Крім того, висока розмірність візуальних даних ще більше посилює ці проблеми. Моделі машинного навчання важко справляються із завданням ефективної обробки та аналізу цих об'ємних даних без втрати важливої інформації. Це з прокляттям розмірності, коли продуктивність алгоритмів знижується зі збільшенням розмірності даних. Як наслідок, методи вибору ознак та зменшення розмірності набувають вирішального значення, проте визначення найбільш значущих ознак без відкидання інформації, яка може мати життєво важливе значення в контексті невизначеності, стає складним завданням.

При вивченні підходів до аналізу даних в умовах невизначеності з використанням машинного навчання стає обов'язковим враховувати нюанси методологій, які використовуються для керування та інтерпретації неоднозначної чи неповної інформації. Одним з основних підходів є ймовірнісне моделювання, при якому розподіли ймовірностей використовуються для вираження невизначеностей над змінними. Наприклад, байєсовські методи дозволяють інтегрувати попередні знання з даними, що спостерігаються, оновлюючи уявлення про параметри моделі або прогнози в міру появи нових даних. Це особливо ефективно у сценаріях, де даних мало або вони зашумлені, оскільки включення попередніх розподілів може спрямовувати процес навчання, роблячи його стійкішим до невизначеностей [4].

В результаті проведеного дослідження слід відзначити, що рекурентні нейронні мережі (RNN), згорткові нейронні мережі (CNN) і байєсівські нейронні мережі (BNN) відіграють ключову роль у розвитку галузі машинного навчання, кожна з яких має свої архітектурні особливості. RNN чудово справляються з обробкою послідовних даних, що робить їх ідеальними для програмних засобів мовної обробки та аналізу часових рядів, але їм доводиться боротися з довгостроковими залежностями та інтенсивністю обчислень [5]. CNN, з іншого боку, дуже ефективні для завдань розпізнавання та обробки зображень, отримуючи вигоду зі своєї здатності автоматично вивчати та узагальнювати функції на основі візуальних вхідних даних, хоча і за рахунок необхідності значних обчислювальних ресурсів та великих наборів даних для оптимальної продуктивності [6]. BNN привносять ймовірні міркування в нейронні мережі, пропонуючи засоби кількісної оцінки невизначеності в прогнозах, що має вирішальне значення для прийняття рішень в критично важливих програмних засобах та за умов невизначеності. Однак складність їх реалізації та пов'язані з цим обчислювальні витрати створюють серйозні проблеми. У сукупності розуміння сильних і слабких сторін цих архітектур нейронних мереж має вирішальне значення для використання їх можливостей у різних галузях, вказуючи на майбутнє, в якому гібридні або спеціалізовані моделі зможуть подолати існуючі обмеження, підвищуючи як продуктивність, так і застосування моделей машинного навчання при вирішенні складних задач [7].

**Література**

1. Felsberg M. Visual tracking: Tracking in scenes containing multiple moving objects. Advanced Methods and Deep Learning in Computer Vision. Elsevier, 2022. P. 305—336
2. Brunelli, R. Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice // Wiley. – 2009.
3. Ahonen T., Hadid A., Pietikainen M. Face Recognition with Local Binary Patterns // Proc. 8th European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2004. P. 469–481.
4. Erhan D. Scalable Object Detection using Deep Neural Networks // Computer Vision and Pattern Recognition. – 2014. P. 2155-2162.
5. Sánchez J., Perronnin F. High-dimensional signature compression for largescale image classification // Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR. – 2011. – P. 1665-1672.
6. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks //Proceedings of the Neural Information Processing Systems conference, NIPS. – 2015.
7. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. You only look once: Unified, real-time object detection //Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, – 2016.