

УДК 004.942

Леощенко С.Д.¹, Олійник А.О.², Субботін С.О.²

¹ д-р філос., доц. НУ «Запорізька політехніка»

² д-р техн. наук, проф. НУ «Запорізька політехніка»

ПЕРЕВАГИ ТРАНСФЕРНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Машинне навчання (МН) стало причиною революції в широкому діапазоні галузей – від розпізнавання зображень до обробки природної мови. Однак традиційні моделі МН, як правило, навчаються з нуля на конкретних наборах даних і погано працюють при застосуванні до різних, але взаємопов'язаних завдань. Однак, Трансферне машинне навчання (ТМН) (або МН з передачею даних) забезпечує більш гнучкий та ефективний підхід, використовуючи знання з однієї предметної області для покращення навчання в іншій.

Оскільки в реальних застосунках все частіше потрібні адаптовані, ефективні з точки зору обробки даних і узагальнення моделі, ТМН стало наріжним каменем сучасного штучного інтелекту.

ТМН – це метод МН, при якому модель, розроблена для одного завдання, повторно використовується – частково або повністю-як відправна точка для створення моделі для другого, пов'язаного завдання. Замість того, щоб навчати нову модель з нуля, ТМН перепрофілює знання, отримані в ході виконання раніше вивчених завдань, тим самим прискорюючи навчання і підвищуючи продуктивність, особливо при обмеженому обсязі даних.

Загальна ідея схожа на людське навчання: як тільки особа освоює концепцію (наприклад, їзду на велосипеді), вона може застосувати частину цих знань до подібних завдань (наприклад, навчитися їздити на мотоциклі). Аналогічно, нейронна мережа, навчена розпізнавати об'єкти на зображеннях

(наприклад, котів і собак), може бути адаптована для ідентифікації інших об'єктів (наприклад, птахів або автомобілів) без необхідності повторного вивчення всього з нуля.

ТМН зазвичай включає два основні компоненти:

- а) початкова область та завдання – де спочатку були отримані знання;
- б) цільова область і завдання – в яку передаються знання.

Мета полягає в тому, щоб використовувати знання (характеристики, ваги, шаблони) з джерела для підвищення продуктивності в цільовій області, навіть якщо розподіл даних або завдання дещо відрізняються.

Розрізняють 3 основних підходи до ТМН:

а) індуктивне навчання з передачею даних – початкові та цільові завдання різні, але обидва мають маркування даних. Часто зустрічається в сценаріях, коли одне завдання є більш складним або багатим даними, ніж інше;

б) навчання з використанням трансдуктивного перенесення – вихідні та цільові завдання однакові, але розподіл даних різних (наприклад, аналіз настроїв у тексті англійською та іспанською мовами). Модель використовує позначені вихідні дані для вивчення закономірностей і застосовує їх до немаркованих цільових даних;

в) навчання перенесення без контролю – ні вихідні, ні цільові дані не мають міток. Перенесення відбувається на основі структурної подібності даних (наприклад, неконтрольована кластеризація або навчання презентації).

Традиційне МН передбачає, що навчальні та тестові дані беруться з одного дистрибутива. ТМН даних послаблює це припущення, що важливо в реальних сценаріях, коли збір позначених даних є рідкісним або дорогим.

Існує кілька причин, за якими навчання з перенесенням даних є ефективним:

– загальні уявлення – багато завдань мають спільні базові структури. Наприклад, ребра та текстури є основоположними для всіх завдань візуалізації. Найперші рівні згорткової нейронної мережі вивчають ці загальні функції, які можуть бути повторно використані в різних областях;

– як уникнути перенавчання – при обмежених даних навчання глибокої моделі з нуля несе ризик перенавчання. Навчання з перенесенням зменшує це, починаючи з моделі, вже навченої на великих наборах даних, яка діє як регуляризатор;

– ефективне навчання – оскільки більша частина навчання вже була проведена під час попередньої підготовки, для навчання нового завдання потрібно менше ресурсів – менше даних, часу та обчислювальної потужності.

ТМН являє собою потужний зсув у парадигмі навчання та розгортання моделей. Використовуючи знання, отримані в ході виконання раніше вивчених завдань, ТМН забезпечує більш швидке навчання, краще

узагальнення і підвищення продуктивності при меншому обсязі даних. Зростаюче значення ШІ в різних областях підкреслює його роль у розробці більш ефективних, адаптованих та масштабованих систем штучного інтелекту.

Оскільки дослідження щодо вдосконалення методів навчання передачі даних тривають - за рахунок вдосконаленої архітектури, більш детальних стратегій передачі даних і кращого розуміння того, коли і як здійснювати передачу, – це залишиться основоположним елементом майбутнього штучного інтелекту.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. What is transfer learning? [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.ibm.com/think/topics/transfer-learning>
2. A Review of Deep Transfer Learning and Recent Advancements [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.mdpi.com/2227-7080/11/2/40>