

без урахування мовної та культурної специфіки, що може спотворювати зміст або ускладнювати сприйняття тексту.

Отримані результати дослідження підтверджують необхідність комплексного підходу до перекладу економічних метафор, що враховує як лінгвістичні, так і культурно-когнітивні аспекти. Практичне значення цієї роботи полягає у можливості використання її висновків у навчанні перекладачів, у створенні якісніших економічних текстів, а також у розширенні теоретичних досліджень у сфері когнітивної лінгвістики та перекладознавства.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Боднар С. В. (2015). Мовні й соціокультурні особливості англomовного економічного дискурсу. *Науковий вісник Міжнародного гуманітарного університету*. Серія «Філологія», 19(1), 24–27.
2. Дубенко О. Ю. (2005). *Порівняльна стилістика англійської та української мов* : навчальний посібник. Вінниця : Нова книга.

Краснюк Світлана Олександрівна

ст.викладач кафедри філології та перекладу
Київський національний університет технологій та дизайну (м. Київ)

МАТЕМАТИЧНА ОПТИМІЗАЦІЯ В СУЧАСНІЙ МАШИННІЙ ЛІНГВІСТИЦІ

Вступ. Математична оптимізація, яка традиційно асоціюється з технікою та обчислювальними науками, все частіше знаходить застосування в гуманітарних науках (Kulynych Y. and others, 2022, 63-70), (Naumenko, M., & Krasnyuk, M., 2024, 65-73). Такі дисципліни, як лінгвістика, історія, література, філософія та соціальні науки, виграють від методів оптимізації для аналізу великих наборів даних, моделювання людської поведінки та вдосконалення процесів прийняття рішень.

Основна частина. Математична оптимізація відіграє вирішальну роль у сучасній машинній лінгвістиці, охоплюючи обробку природної мови (NLP), комп'ютерну лінгвістику та розпізнавання мовлення (M. Krasnyuk, S. Krasniuk, 2024, 91-98). Багато завдань у цих областях, включаючи синтаксичний розбір, машинний переклад, генерацію тексту та обробку мовлення, вимагають вирішення проблем оптимізації за складних обмежень. Методи оптимізації

дозволяють розробляти ефективні та точні моделі, які обробляють і генерують людську мову (Krasniuk S., 2024, 109-115). Ці тези містять системний аналіз методів математичної оптимізації та їх застосування в сучасній машинній лінгвістиці.

Проаналізуємо ефективні методи математичної оптимізації у машинній лінгвістиці.

1. Оптимізація на основі градієнту. Градієнтні методи є основоположними при навчанні моделей глибокого навчання для завдань NLP. До базових ефективних методів оптимізації на основі градієнту в машинній лінгвістиці належать:

- стохастичний градієнтний спуск (SGD): широко використовуваний алгоритм оптимізації для нейронних мереж, особливо ефективний у великомасштабних наборах даних NLP;

- оцінка адаптивного моменту (ADAM): розширення SGD, яке динамічно адаптує швидкість навчання на основі першого та другого моментів градієнтів, покращуючи швидкість конвергенції;

- RMSprop: варіант SGD, який стабілізує процес навчання шляхом нормалізації градієнтів, зазвичай використовується в рекурентних нейронних мережах (RNN) для обробки послідовності.

Саме ці методи математичної оптимізації мінімізують функції втрат, такі як втрата перехресної ентропії в задачах класифікації або середня квадратична помилка в задачах регресії, щоб покращити продуктивність моделі.

2. Конвексна (опукла) оптимізація в обробці текстів. Опукла оптимізація широко застосовується в моделях NLP, які вимагають стабільної та ефективної оптимізації. Основні і ефективні підходи опуклої оптимізації в машинній лінгвістиці включають:

- квадратичне програмування (QP): використовується в опорних векторних машинах (SVM) для оптимізації меж рішень, забезпечуючи при цьому максимальний поділ маржі;

- оптимізація за методом найменших квадратів: застосовується в методах лінійної регресії та матричної факторизації для прогнозування лінгвістичних ознак і тематичного моделювання;

- максимізація очікування (ЕМ): ймовірнісний метод, який використовується для навчання прихованих марковських моделей (HMM) для таких завдань, як розпізнавання мовлення та тегування частин мови (POS).

3. Динамічне програмування для моделювання послідовностей (часових рядів). Методи динамічного програмування (DP) оптимізують структуровані проблеми NLP у машинній лінгвістиці, зокрема:

- алгоритм Viterbi використовується для тегування POS, розпізнавання іменованих об'єктів (NER) і ймовірнісного аналізу;
- алгоритм CYK: застосований у ймовірнісних контекстно-вільних граматиках (PCFG) для ефективного синтаксичного аналізу;
- редагувати обчислення відстаней: метод на основі DP для виправлення орфографії, приблизного збігу рядків і виявлення плагіату.

4. Цілочисельне лінійне програмування (ILP) для реферування/сумаризації текстів. ILP – це метод комбінаторної оптимізації, який вибирає оптимальну підмножину речень для екстрактивного резюмування. Маючи набір речень-кандидатів, ILP максимізує цільову функцію на основі релевантності вмісту, дотримуючись таких обмежень, як обмеження кількості слів і мінімізація надмірності.

5. Навчання з підкріпленням в NLP. Навчання з підкріпленням (RL) відіграє все більшу роль в оптимізації прийняття рішень у програмах NLP і ефективно може бути застосований у:

- системах діалогу: моделі на основі RL оптимізують функції винагороди для покращення якості відповіді чат-бота;
- машинному перекладі: методи градієнта політики (такі як REINFORCE) та алгоритми типу «актор-критика», уточнюють моделі нейронного машинного перекладу (NMT), мінімізуючи помилки перекладу та покращуючи плавність.
- генерація тексту: RL оптимізує генеративні мовні моделі, такі як GPT, шляхом коригування стратегій вибірки та функцій винагороди для узгодженості та інформативності.

Систематизовані напрямки застосування математичної оптимізації в сучасній машинній лінгвістиці:

1. ефективний машинний переклад (Beam Search - алгоритм оптимізації, який вибирає найбільш ймовірну послідовність перекладених слів, що використовується в трансформаторних моделях, таких як BERT і T5; декодування мінімального ризику за Байєсівської технології: метод статистичної оптимізації, який мінімізує очікувані помилки перекладу шляхом вибору гіпотез із найменшим ризиком);

2. генерування та реферування/сумаризація текстів (зокрема, у моделях типу Послідовність-Послідовність (Seq2Seq) - оптимізовано за допомогою механізмів уваги та трансформаторів для покращення плавності створення тексту; або резюмування/реферування на основі алгоритму BERT - використовує тонко налаштовану архітектуру трансформатора для оптимізації результатів екстрактивного та абстрактного підсумовування);

3. розпізнавання мовлення (зокрема, технологія динамічного викривлення часу (DTW) – підхід для оптимізації часових рядів, яка вирівнює мовні сигнали з текстовими представленнями; або машинне навчання HHMM-GMM, в рамках якого математична оптимізація на основі ЕМ підвищує точність розпізнавання фоном у системах автоматичного розпізнавання мовлення (ASR)).

Висновки. Математична оптимізація є фундаментальною для прогресу в сучасній машинній лінгвістиці, впливаючи на NLP і програми генеративного мовлення. Використовуючи градієнтні методи, опуклу оптимізацію, динамічне програмування та навчання з підкріпленням, дослідники продовжують підвищувати ефективність лінгвістичної моделі та можливість інтерпретації. Подальші дослідження вдосконалюватимуть ці методи оптимізації для вирішення нових проблем у великомасштабних моделях NLP (тобто LLM) і розуміння мови реального світу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Kulynych Y., Krasnyuk M., Krasniuk S. (2022) Efficiency of evolutionary algorithms in solving optimization problems on the example of the fintech industry. *Grail of Science*, №14-15, May 2022. 63-70. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.27.05.2022>
2. Naumenko, M., & Krasnyuk, M. (2024). Effective application of genetic algorithms in solving multi-extrema optimization problems in the management of a competitive enterprise. *Grail of Science*, (41), 65–73. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.05.07.2024.008>

3. Maxim Krasnyuk, Svitlana Krasniuk (2024). Chapter 6. Evolutionary technologies and genetic algorithms in machine translation. *Innovation in modern science: Education and Pedagogy, Philosophy, Philology, Art History and Culture, Medicine and Healthcare*. Monographic series «European Science». Book 30. Part 3. 2024. pp. 91-98, Published by: ScientificWorld-NetAkhat AV, Lußstr. 1376227 Karlsruhe, Germany. <https://desymp.promonograph.org/index.php/sge/issue/view/sge30-03/sge30-03>
4. Krasniuk, S. (2024). MATHEMATICAL OPTIMIZATION IN PHILOLOGY. *Sworld-Us Conference Proceedings*, 1(usc27-00), 109–115. <https://doi.org/10.30888/2709-2267.2024-27-00-017>

Краснюк Світлана Олександрівна

Старша викладачка кафедри філології та перекладу

Київський національний університет технологій та дизайну (м. Київ)

Волощук Ярослав Богданович

Студент кафедри механічної інженерії

Київський національний університет технологій та дизайну (м. Київ)

ПРИКЛАДНА МЕХАНІКА У ФІЛОЛОГІЇ

Вступ. Філологія, вивчення мови в історичних текстах, традиційно має коріння в лінгвістиці, літературі та історії. Однак із розвитком обчислювальної техніки прикладна механіка – спочатку дисципліна, зосереджена на фізичних системах – знайшла застосування у філології. Цей міждисциплінарний підхід використовує математичне моделювання (Tetiana Tsalko and others, 2024, 637), структурний аналіз і алгоритмічні методи для покращення аналізу тексту, збереження рукописів і вивчення лінгвістичної еволюції. У цій статті досліджується роль прикладної механіки у філології та нові методології.

Механіко-орієнтовані підходи у філології:

1. Структурний аналіз систем письма. Вивчення систем письма отримує користь від прикладної механіки через:

- Теорію графів та мережевий аналіз (оптимізовані механічні моделі аналізують структурну складність скриптів та їх еволюцію);
- Топологію в еволюції сценаріїв (механічні моделі деформації та трансформації описують зміни літерних форм з часом);
- Динамічні системи в лінгвістичних змінах (поняття з механіки, такі як рівновага та стабільність, модель фонетичних і синтаксичних зрушень).