

DOI 10.36074/logos-28.11.2025.036

ВПЛИВ ГІПЕРПАРАМЕТРІВ І СТРАТЕГІЙ ДОНАВЧАННЯ НА ЗДАТНІСТЬ CODET5+ ДО УЗАГАЛЬНЕННЯ APEX-КОДУ ТА CPQ PRICE RULES

Кіщук Надія Ярославівна¹
Науковий керівник: Лукащук Юрій Андрійович²

1. здобувач магістерського ступеня освіти Інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій (ІКНІ)
Національний університет «Львівська політехніка», УКРАЇНА

2. доктор філософії кафедри АСУ
Інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій (ІКНІ)
Національний університет «Львівська політехніка», УКРАЇНА

У сучасних інтелектуальних системах на основі трансформерних моделей однією з ключових проблем залишається здатність моделі не лише адаптуватися до нових задач, але й зберігати вже набуті знання. У межах даного дослідження основна увага зосереджена на аналізі того, як трансформерна модель поводить себе після донавчання на двох різних типах даних: програмних конструкціях Salesforce Apex та бізнес-правилах CPQ Price Rule. Обидві категорії належать до різних рівнів абстракцій, що створює сприятливі умови для аналізу проявів катастрофічного забування та ступеня переузагальнення знань.

Для дослідження використано параметроефективний метод донавчання LoRA (Low-Rank Adaptation), який дозволяє адаптувати велику трансформерну модель без повного перенавчання всіх ваг[4]. У межах експериментів змінювались такі параметри як LoRA rank (r), learning rate, кількість епох. Такий підхід дозволив оцінити не лише абсолютні показники якості, але й чутливість моделі до різних конфігурацій LoRA. Оцінювання здійснювалося за стандартними метриками генерації текстів: BLEU, ROUGE-L, ROUGE-1, а також через аналіз кривих навчання (Training та Validation Loss).

Під час навчання окремо на Apex-даних модель демонструє поступове зростання метрик BLEU та ROUGE, що свідчить про засвоєння синтаксичних і логічних закономірностей мови Apex. Збільшення rank LoRA з 16 до 32 не

принесло помітного приросту якості. Найкращі отримані оцінки в результаті донавчання моделі тільки в домені Арех-методів наведено нижче (табл. 1).

Price Rules показали значно вищі абсолютні значення BLEU та ROUGE порівняно з Арех-даними. Проте це було очікувано, адже структура Price Rule є більш декларативною, а текстові описи значно ближчі до природної мови. У цьому домені модель досягала BLEU трохи більше 28 та ROUGE-L приблизно 0.56 при оптимальних налаштуваннях.

Таблиця 1

Оцінки донавчання моделі

| Домен\Оцінка | Evaluation Loss | BLUE | ROUGE-L | ROUGE-1 |
|--------------|-----------------|--------|---------|---------|
| Арех-метод | 1.304 | 18.135 | 0.478 | 0.516 |
| Price Rule | 1.344 | 28.705 | 0.575 | 0.640 |

Гіперпараметр `label_smoothing_factor` допомагає зменшити ризик перенавчання моделі, оскільки вона не намагається надто точно відтворювати конкретні токени. Водночас його використання може призводити до зниження BLEU, адже модель менш агресивно прагне передбачити точну фразу. Для $r=16$ цей параметр особливо корисний, оскільки стабілізує процес навчання. При навчанні протягом 5 епох найкращі результати спостерігалися на останній фазі, однак Validation Loss і Training Loss були значно вищі порівняно з попередніми експериментами без згладжування.

При збільшенні r до 32 оцінки покращилися, проте залишалися нижчими за результати без використання `label_smoothing_factor`. Наприклад, Validation Loss склав приблизно 2.74, BLEU - 26.9, ROUGE-L - 0.551, ROUGE-1 - 0.620. Це вказує на те, що модель не вивчила дані настільки детально, як у попередніх експериментах. Ймовірною причиною є те, що згладжування змушує модель генерувати більш узагальнений текст. Можна розглянути варіант зменшення цього параметра або його повне відключення.

При використанні змішаного датасету модель показувала доволі гарні показники. Training Loss = 1.054, Validation Loss = 1.306, BLEU = 21, 539, ROUGE-L = 0.500 і ROUGE-1 = 0.561. При спробі згенерувати опис для функцій та Price Rule, модель повернула якісний результат, який детально описує функціонал системи.

При тренуванні однієї моделі з поступовим підходом до навчання помічено забуття старий знань. Спершу модель тренувалась на Арех-даних, де валідація на останній епосі показувала, що модель навчилась розуміти і описувати контекст функцій. Наступний етап - це навчання на Price Rule



SECTION 14.
INFORMATION TECHNOLOGIES AND SYSTEMS

датасеті. З оцінки після навчання, можна було також сказати, що модель донавчилась. Проте якщо провести оцінювання моделі, яку було отримано в кінці, то буде чітко видно, що відбулось “катастрофічне забуття”. На рис. 1 зображено стовпчикову діаграму оцінок для зручнішого порівняння. Можна зробити висновок, що оцінка узагальнення Арех-методів дуже сильно впала порівняно з першим донавчанням.

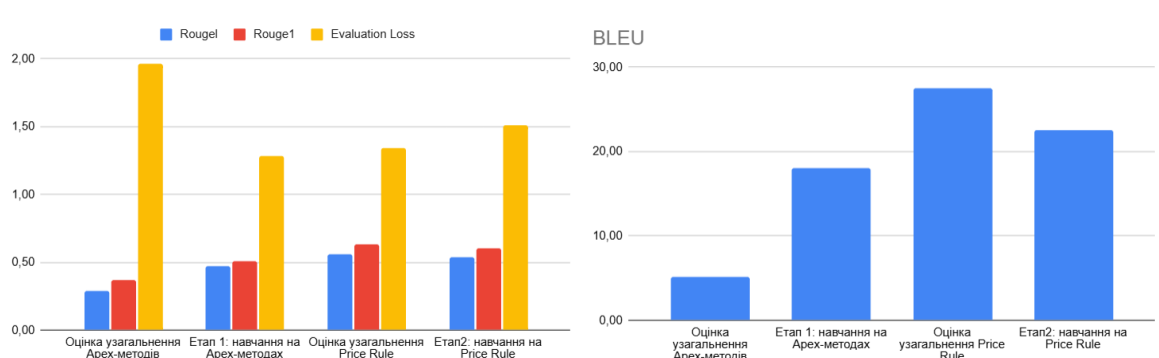


Рис. 1. Діаграма оцінок для поступового навчання (спершу Арех-методи, потім на Price Rule даних)

Дане явище також помітне, коли спробувати згенерувати опис для методу - структура більше схожа до тієї, як описуються Price Rule.

Для зменшення ефекту забуття було зменшено гіперпараметр `learning_rate` на другому етапі навчання з $3e-4$ до $1e-4$, що може зменшити амплітуду змін ваг LoRa-адаптерів та допомогти усунути різких зсувів у внутрішньому представленні моделі, як зазвичай призводить до забування знань. Такий підхід дещо покращив ситуацію з забуттям, проте недостатньо. Після зміни оцінка BLEU для задачі узагальнення Арех-методів з 5.15 стала 9.88, тобто майже вдвічі краще. ROUGE-L з 0.29 стала 0.35, ROUGE-1 підвищився з 0,37 до 0.42. І якщо звертати увагу на Evaluation Loss (1.96 - 1.60), то в ньому також є помітні зміни, проте це все ще не достатньо близько до тих результатів, коли модель навчається окремо.

Наступним кроком для покращення якості є Replay-підхід. Він полягає в тому, що під час другого етапу навчання (на Price Rules) у датасет частково додавалися раніше бачені приклади з Арех-датасету. Він дозволить зберегти старі знання під час нового навчання, бо буде відбуватись додаткове нагадування про структуру Арех-коду. Також можна запобігти зміщенню моделі в бік тільки нового домену. Експерименти продемонстрували, що навіть 20% replay-прикладів у даних уже забезпечують суттєву стійкість моделі до забування. На рис. 2 зображено діаграму порівняння з оцінками отриманих після етапу навчання моделі та після додаткової валідації моделі на кожному з доменів.

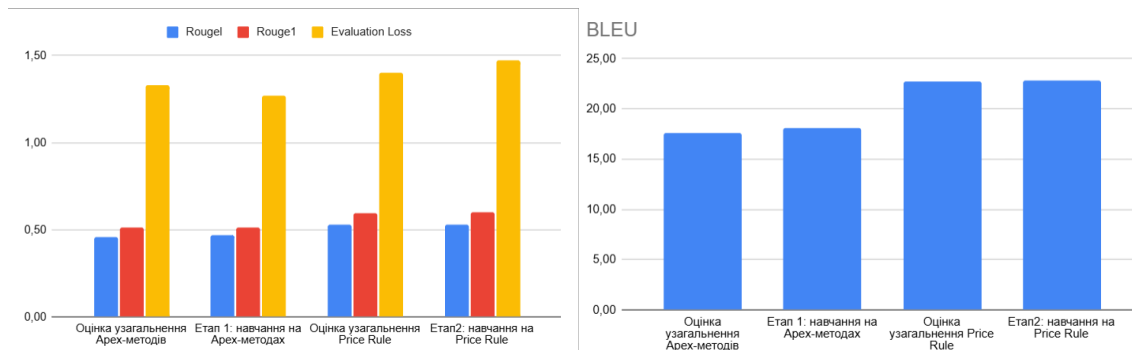


Рис. 2. Діаграма оцінок для поступового навчання (спершу Арех-методи, потім на Price Rule даних з Replay 20%)

Порівняно з чистим послідовним навчанням без replay BLEU на Арех-даних після другого етапу навчання знизився лише на 0,5, тоді як без replay падіння становило близько 10.

Висновок. Первинні експерименти показали, що модель ефективно навчається новій задачі, однак зазнає катастрофічного забуття попереднього домену при послідовному навчанні: продуктивність на Арех знижувалася після адаптації до Price Rules через суттєві структурні відмінності. Для мінімізації цього ефекту були застосовані два ключові підходи: зменшення learning rate та replay-механізм, що передбачає повторне включення частини Арех-прикладів у датасет другого етапу.

Узагальнені результати демонструють, що поєднання LoRA-адаптації з обережним налаштуванням швидкості навчання та застосуванням replay значно покращує стійкість моделі до забування під час послідовного навчання. Модель зберігає високу якість генерації опивів як для Арех-методів, так Price Rules.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

- [1] Amit H. Fine-Tuning vs Continued Pretraining. *Medium*. URL: <https://medium.com/@heyamit10/fine-tuning-vs-continued-pretraining-c8058e5040cf> (дата звернення: 19.09.2025).
- [2] CodeT5+: Open Code Large Language Models for Code Understanding and Generation / Y. Wang et al. 2023. URL: <https://arxiv.org/pdf/2305.07922> (дата звернення: 19.09.2025).
- [3] Ngo V. Fine-Tuning large language models: strategies, challenges, and best practices. *Medium*. URL: <https://medium.com/ai-native-publication/fine-tuning-large-language-models-strategies-challenges-and-best-practices-5cbf6dd1b8de> (дата звернення: 12.11.2025).
- [4] Noble J. What is LoRA (Low-Rank Adaption)? | IBM. *IBM*. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/lora> (дата звернення: 13.11.2025).