МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ВОЛИНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ЛЕСІ УКРАЇНКИ

Кафедра прикладної лінгвістики

На правах рукопису

РАДАВСЬКИЙ ВІКТОР ОЛЕКСАНДРОВИЧ

ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПЕРЕКЛАДУ

Спеціальність: 035 «Філологія»

Освітня програма: Прикладна лінгвістика. Переклад і комп'ютерна лінгвістика

Робота на здобуття освітнього ступеня «магістр»

Науковий керівник:
КАУЗА ІРИНА БОГДАНІВНА,
кандидат філологічних наук,
старший викладач кафедри прикладної лінгвістики

РЕКОМЕНДОВАНО ДО ЗАХИСТУ

Протокол № 5
засідання кафедри прикладної лінгвістики
від 03 грудня 2024 р.

Завідувач кафедри

(_____) Берладин Ольга Богданівна

ЛУЦЬК – 2024

ВСТУП 2
Розділ 1. Вступ до нейромереж в автоматизованому перекладі 5
1.1 Визначення нейромереж та їхній вплив на сучасні технології 5
1.2 Короткий огляд історії та еволюції автоматизованого перекладу ... 15
1.3 Поточний стан справ у галузі автоматизованого перекладу та роль нейромереж 17
Розділ 2. Технічні аспекти використання нейромереж у перекладі 20
2.1 Типи нейромереж, що використовуються у задачах автоматизованого перекладу 20
2.2 Архітектури та моделі, що показали найкращі результати в галузі перекладу. 24
2.3 Важливість великих корпусів текстів та як вони впливають на якість перекладу за допомогою нейромереж 33
Розділ 3. Виклики та перспективи нейромереж у галузі автоматизованого перекладу 38
3.1 Аналіз основних викликів, з якими стикається використання нейромереж у перекладі 38
3.2 Можливості вдосконалення та оптимізації нейромереж для підвищення точності та швидкості перекладу 39
3.3 Роль технологій штучного інтелекту в майбутньому розвитку автоматизованого перекладу на основі нейромереж 57
ВИСНОВКИ 61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 62

ВСТУП

Актуальність теми. В сучасному світі інформація швидко зростає, і люди постійно стикаються з потребою перекладу текстів з різних мов для роботи, навчання чи спілкування. Розвиток глибокого навчання та нейромереж в останні роки привів до значного покращення в якості автоматизованих перекладачів. Використання нейромереж може призвести до більш точних та зрозумілих перекладів. У сучасному світі бізнес і комунікації нерозривно пов'язані з різними культурами і мовами. Автоматизований переклад виявляється критичним для успішного ведення міжнародних бізнес-операцій та спілкування. Нейромережі можуть допомогти вдосконалити швидкість перекладу та його якість, що особливо важливо в областях, де вимагається миттєва обробка великої кількості інформації. Зростаюча міжнародна мобільність та розмаїття культур призводять до необхідності легкого доступу до інформації у різних мовах.

Мета дослідження: Визначення можливостей та ефективності використання нейромереж у сучасних системах автоматизованого перекладу з метою поліпшення якості та швидкості перекладу.

Завдання дослідження:

Аналіз сучасного стану автоматизованого перекладу

Вивчення технічних аспектів нейромереж у перекладі

Експериментальне дослідження

Виявлення викликів та розробка стратегій вирішення

Оцінка перспектив та майбутніх напрямків розвитку

Формулювання рекомендацій та висновків

Предмет дослідження: Автоматизований переклад та можливості впровадження нейромереж у цю галузь.

Об'єкт дослідження: Нейромережі та їхні застосування в системах автоматизованого перекладу.

Теоретична значимість дослідження: Дослідження дозволить розширити наше теоретичне розуміння сучасних методів автоматизованого перекладу, зокрема використання нейромереж. Аналіз ефективності нейромереж у завданнях перекладу може призвести до розширення теоретичних концепцій глибокого навчання та його застосування в області обробки природної мови. Висвітлення теоретичних аспектів дослідження дозволить зрозуміти виклики, з якими стикаються нейромережі у перекладі, і спрямує на розробку оптимізованих методів.

Практична значимість дослідження: Розуміння можливостей та обмежень нейромереж в перекладі дозволить розробляти більш точні, швидкі та ефективні системи автоматизованого перекладу. Покращені системи перекладу забезпечать більш точний та зрозумілий обмін інформацією між різними мовами, що сприятиме розвитку міжнародних стосунків та комунікацій. Вдосконалення автоматизованих систем перекладу має практичне значення для багатьох галузей, таких як бізнес, наука, техніка, медицина тощо, де важливий обмін інформацією між різнимовідомими спільнотами. Розвиток ефективних методів використання нейромереж у перекладі сприятиме загальному розвитку та вдосконаленню алгоритмів штучного інтелекту.

Новизна дослідження: Дослідження має унікальний характер через використання передових архітектур та методів нейромереж, які на момент дослідження є новітніми. Це може включати в себе використання стейт-оф-тхе-арт архітектур, оптимізаційних технік, або вдосконалених методів навчання. Дослідження буде зосереджене на ретельному аналізі викликів та обмежень, з якими стикаються нейромережі у завданнях перекладу. Це дозволить визначити області для подальших покращень та оптимізацій. Дослідження буде включати практичний аспект, що полягатиме в навчанні та експериментальному порівнянні різних моделей нейромереж в контексті автоматизованого

перекладу. Це дозволить визначити, яка модель є найбільш ефективною для конкретних завдань. Дослідження має на меті не лише вивчення теоретичних аспектів, але й формулювання конкретних рекомендацій для розробників систем автоматизованого перекладу та інших зацікавлених сторін. Дослідження буде орієнтоване на врахування сучасних тенденцій у галузі перекладу та штучного інтелекту, що робить його актуальним і важливим для висунення новаторських ідей та підходів.

Розділ 1. Вступ до нейромереж в автоматизованому перекладі

1.1 Визначення нейромереж та їхній вплив на сучасні технології

Штучна нейронна мережа, відома також як нейромережа або нейронка, представляє собою математичну модель, яка емулює структуру та функцію біологічних нейронних мереж з метою розв'язання різноманітних завдань, таких як класифікація, регресія, прогнозування та генерація. Нейромережі ґрунтуються на штучних нейронах, які формують графові структури і обмінюються сигналами за допомогою ваг зв'язків між ними. Під час процесу навчання ваги та зміщення нейронів оптимізуються, дозволяючи нейромережам виявляти закономірності та залежності вхідних даних. Використання нейромереж розповсюджується в комп'ютерному зорі, машинному перекладі, розпізнаванні мови та інших областях. Узагальнено, нейромережа - це комп'ютерна система, яка намагається емулювати функції людського мозку, а саме сприйняття інформації та вчення.

Нейромережа складається із трьох ключових типів шарів: вхідного, прихованого та вихідного.

Можна уявити нейромережу як багатоповерховий будинок, де кожен поверх містить кімнати (нейрони), а шари є зв'язками між цими кімнатами, подібними до сходів між поверхами. Кожен шар відіграє важливу роль у обробці інформації.

Три основні типи шарів у нейромережі включають

1. Вхідний шар: Це перше з'єднання, де дані надходять у мережу. Вхідний шар приймає дані, такі як зображення чи текст, і передає їх для подальшої обробки.

2. Приховані шари: Це середній рівень, де відбувається обробка вхідних даних та передача інформації між шарами. Вони називаються "прихованими", оскільки їхні результати не прямо відображаються на виході мережі.

3. Вихідний шар: Це останній рівень, який формує результат на основі вхідних даних. Результат може бути класифікацією, числовим значенням чи іншою інформацією, залежно від типу задачі.

Загально, шари в нейромережі представляють собою групи нейронів, які спільно працюють для обробки різних етапів інформації. Вони надають нейромережі можливість адаптуватися до різних завдань.

Всі нейрони в шарах взаємодіють між собою через ваги зв'язків. Ваги грають ключову роль у навчанні нейромережі, визначаючи силу впливу одного нейрона на інший. Під час навчання ваги оптимізуються для мінімізації помилки передбачення.

Крім ваг, кожен нейрон має зміщення (bias), яке допомагає регулювати активацію нейрона незалежно від вхідного сигналу. Це дозволяє нейромережі легше адаптуватися до різних даних.

Нейромережа також використовує функції активації для регулювання активності нейронів. Ці функції застосовуються до кожного нейрона для визначення його активності на основі вхідних даних. Вони можуть бути лінійними чи не лінійними, залежно від задачі та архітектури мережі. Функції активації, такі як сигмоїда, гіперболічний тангенс, ReLU та Softmax, грають важливу роль у визначенні роботи нейромережі.

Навчання нейромережі — це процес оптимізації ваг зв'язків та зміщень на основі навчального набору даних. Для цього загалом використовується метод зворотного поширення помилки, який використовує градієнтний спуск. Тривалість цього процесу залежить від обсягу даних, архітектури мережі та складності поставленої задачі.

Отже, нейромережа має основні компоненти, такі як вхідний, прихований та вихідний шари, нейрони з вагами зв'язків та зміщеннями, а також функції активації. Ці компоненти разом допомагають нейромережі адаптуватися до вхідних даних та розв'язувати складні задачі. Розуміння цих елементів та їх

взаємодії допоможе новачкам краще осмислити основи нейромереж і їхні можливості.

Біологічні нейронні мережі складаються з клітин, а саме нейронів, які передають сигнали через синаптичні зв'язки. Напроти, штучні нейромережі базуються на математичних моделях та комп'ютерних алгоритмах, імітуючи функціонування біологічних мереж. Однак штучні нейромережі мають менш складну структуру та обмежену здатність до навчання в порівнянні з біологічними аналогами. В той час нейромережі продемонстрували вражаючі результати в різних галузях науки та техніки, таких як комп'ютерний зір, машинний переклад, розпізнавання мови та автономний рух транспортних засобів.

Однією з ключових відмінностей між біологічними та штучними нейронними мережами є швидкість передачі сигналів та процесу навчання. Біологічні нейронні мережі можуть передавати імпульси зі швидкістю до 120 метрів за секунду, в той час як штучні мережі передають інформацію зі швидкістю, схожою на сучасні комп'ютерні процесори. Також, штучні нейромережі вчаться значно швидше, ніж біологічні, завдяки використанню паралельних алгоритмів та оптимізації обчислень.

Водночас біологічні нейронні мережі мають значно більшу кількість нейронів та зв'язків, що надає їм перевагу в аналізі складних ситуацій та формуванні адаптивних стратегій. З іншого боку, штучні нейромережі, незважаючи на свій прогрес, наразі не можуть повністю відтворити всі функції людського мозку.

Нейромережі грають ключову роль у вирішенні різних проблем, оскільки вони можуть навчатися та адаптуватися до різноманітних типів даних, ефективно вирішуючи складні завдання. Основна мета їхньої діяльності полягає в пошуку шаблонів в даних та використанні цих знань для передбачення або класифікації нової інформації.

Існують різні типи завдань, які виконують нейромережі, залежно від їхньої архітектури та навчальних даних. До основних видів завдань відносяться:

1. Класифікація: Визначення категорії, до якої відноситься конкретний об'єкт або подія, на основі його характеристик.

2. Регресія: Прогнозування числового значення на основі вхідних даних.

3. Генерація тексту: Створення текстового матеріалу на основі навчальних даних, часто використовується для автоматичного створення описів, статей або відповідей на питання.

4. Обробка зображень: Розпізнавання об'єктів, тексту чи осіб на зображеннях.

Нейромережі також широко застосовуються в різних галузях, таких як:

- Медицина: Діагностика захворювань, аналіз медичних зображень, прогнозування ефективності лікування.

- Фінанси: Виявлення шахрайства, прогнозування цін на акції, оптимізація портфелів інвестицій.

- Маркетинг: Прогнозування вподобань клієнтів, автоматичне створення рекламних матеріалів, аналіз споживчої поведінки.

- Автоматичний переклад: Навчання перекладати тексти між різними мовами для точного та швидкого перекладу.

- Розпізнавання мови: Розпізнавання та розуміння голосових команд для керування різними пристроями.

- Автономні транспортні засоби: Навігація, ухилення від перешкод та безпечне керування автономними автомобілями або дронами.

- Безпека: Аналіз відео та зображень для виявлення підозрілої діяльності, захист від кібератак та виявлення шахрайства.

- Рекомендаційні системи: Аналіз історії перегляду користувачів для рекомендацій продуктів, фільмів, музики та іншого.

Отже, завдяки їх здатності навчатися та адаптуватися, нейромережі стають необхідним інструментом для різних сфер сучасного життя та промисловості.

Навчання нейромережі – це процес, під час якого мережа самостійно адаптується та розпізнає закономірності в поданих даних. Цей процес гарантує, що нейромережа може робити висновки та передбачення на основі нових даних, які не використовувались під час навчання.

Одним з ключових аспектів навчання нейромережі є налаштування ваг (зв'язків між нейронами) та зсувів (порогів активації нейронів). Протягом процесу навчання, мережа постійно коригує ці параметри для мінімізації різниці між передбаченнями та реальними результатами.

Швидкість навчання та алгоритми оптимізації грають ключову роль у тренуванні нейромережі. Швидкість навчання визначає темп зміни ваг та зсувів під час кожної ітерації процесу навчання. Оптимізаційні алгоритми, такі як градієнтний спуск чи адаптивні методи (наприклад, Adam), використовуються для знаходження оптимальних значень параметрів, які мінімізують функцію втрат.

Знання тонкощів тренування нейромереж дозволяє створювати ефективні та точні моделі для різноманітних завдань та застосунків.

Практичне використання нейромереж передбачає підготовку набору даних для навчання, який включає приклади, відображаючи відносини між вхідними даними та бажаними результатами. Дані зазвичай діляться на навчальний, валідаційний та тестовий набори для ефективного контролю навчання та оцінювання результатів.

Під час навчання, нейромережа використовує навчальний набір даних, а алгоритми оптимізації вдосконалюють ваги та зсуви з урахуванням визначеної швидкості навчання. Валідаційний набір даних використовується для оцінки якості моделі під час навчання та виявлення ефектів перенавчання чи недонавчання.

Завершивши процес навчання, нейромережа готова до ефективного застосування в реальних ситуаціях, де вона може використовуватися для передбачення, класифікації, розпізнавання образів, обробки мови та інших завдань.

Отже, розуміння всіх аспектів навчання нейромережі є важливим для створення та використання ефективних моделей у різних галузях промисловості.

Нейромережі, завдяки своїй здатності до навчання, адаптації та вирішення складних проблем, знаходять застосування в різноманітних галузях та сферах діяльності. Ось лише кілька прикладів, де активно використовуються нейромережі:

1. Обробка мови та переклад: В обробці природної мови нейромережі застосовуються для розпізнавання мови, аналізу емоцій, генерації тексту та автоматичного перекладу. Google Translate є прикладом, де нейромережі використовуються для точного перекладу текстів між різними мовами.

2. Розпізнавання образів та комп’ютерний зір: Нейромережі широко використовуються для розпізнавання образів, включаючи класифікацію зображень та виявлення об’єктів на відео. Такі системи застосовуються у сферах безпеки, автономних автомобілях та медичній діагностиці.

3. Рекомендаційні системи: Нейромережі допомагають рекомендаційним системам пропонувати користувачам товари та послуги на основі їх інтересів та взаємодії з платформами. Прикладами є Netflix та Amazon, які використовують нейромережі для аналізу предпочтень користувачів та надання відповідних рекомендацій.

4. Фінанси та біржовий ринок: Нейромережі застосовуються у фінансовій сфері для прогнозування курсів валют, ринкових трендів та оцінки кредитоспроможності клієнтів, що допомагає фінансовим установам у прийнятті обґрунтованих рішень та управлінні ризиками.

5. Медицина: В медичній галузі нейромережі використовуються для розпізнавання патологічних змін на зображеннях (МРТ, КТ, рентген), аналізу генетичних даних та прогнозування результатів лікування.

6. Геологія та кліматологія: Нейромережі використовуються для аналізу та прогнозування землетрусів, повеней та інших природних катаклізмів, допомагаючи в плануванні заходів безпеки та зменшенні наслідків стихійних лих.

7. Відеоігри та віртуальна реальність: У відеоіграх та віртуальній реальності нейромережі створюють реалістичних штучних інтелектів для керування персонажами, ворогами та іншими аспектами ігрового середовища.

8. Маркетинг та реклама: Нейромережі використовуються для аналізу поведінки споживачів, прогнозування тенденцій та розробки ефективних рекламних кампаній в маркетингу та рекламі.

9. Смарт-міста: В смарт-містах нейромережі використовуються для управління розумним освітленням, контролю транспорту, розподілу енергії та забезпечення безпеки.

10. Робототехніка: Нейромережі застосовуються в робототехніці для навчання роботів розуміти та інтерпретувати дії людей, навігації та виконання складних завдань.

11. Біотехнології: У біотехнологіях нейромережі використовуються для розуміння складних хімічних реакцій, моделювання біологічних процесів та розробки нових лікарських засобів.

Ці приклади вказують на широкий спектр застосувань нейромереж у різних сферах сучасного життя. Завдяки їх гнучкості та високій ефективності, нейромережі продовжують розширювати свої можливості в науці, промисловості та повсякденному використанні.

Глибоке навчання є еволюцією класичних нейромереж, розширюючи їхню здатність розпізнавати, аналізувати та класифікувати більш складні шаблони та ієрархії. Глибокі нейромережі, що складаються з численних шарів

нейронів, взаємодіють між собою, передаючи інформацію від входів до виходів.

Переваги та обмеження глибокого навчання включають високу точність та обробку великих обсягів даних. Глибокі нейромережі виявляють вражаючу ефективність у розпізнаванні образів, обробці мови та інших завданнях, які класичні алгоритми вирішують з труднощами. Прориви в областях комп'ютерного зору, автономних автомобілів та машинного перекладу стали можливими завдяки глибокому навчанню.

Однак у глибокого навчання є свої обмеження. По-перше, воно вимагає великих обсягів даних та обчислювальної потужності для навчання та оптимізації моделей. По-друге, глибокі нейромережі можуть бути важкими для інтерпретації та пояснення, ускладнюючи розуміння процесів прийняття рішень. По-третє, може виникнути проблема перенавчання, коли модель надто сильно "запам'ятовує" навчальні дані, але не може ефективно узагальнювати нову інформацію.

Незважаючи на ці обмеження, глибоке навчання продовжує розвиватися і вносити значні зміни у багатьох галузях. Дослідники працюють над вдосконаленням алгоритмів, зменшенням вимог до обчислювальної потужності та поліпшенням інтерпретації моделей.

Однією з нових тенденцій є використання технік передачі навчання, які дозволяють ефективно використовувати знання, отримані від однієї моделі, для швидкого навчання інших моделей у подібних задачах. Це сприяє раціональному використанню ресурсів та підвищенню продуктивності глибокого навчання.

Також виникають нові архітектури нейромереж, такі як капсульні мережі та спайкові нейронні мережі, які прагнуть точніше моделювати роботу людського мозку. Ці нововведення можуть призвести до створення ще потужніших та ефективніших систем глибокого навчання.

Процес роботи з нейромережами розпочинається з вибору відповідної архітектури, яка найкраще відповідає конкретній задачі. Вибір залежить від типу даних, їх обсягу та складності проблеми, що потребує вирішення. Різні архітектури нейромереж, такі як згорткові (CNN), рекурентні (RNN) та глибокі (DNN), пропонують різні можливості для різних сценаріїв застосування.

Існують кілька основних архітектур нейромереж, призначених для різних типів задач та використань. Декілька з них включають:

1. **Штучні нейронні мережі прямого поширення (Feedforward Neural Networks, FNN):** Найпростіша архітектура, в якій інформація передається в одному напрямку, від входу до виходу через різні шари без циклів або зворотніх зв'язків. Може включати один або кілька прихованих шарів.

2. **Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN):** Розроблені для роботи з даними, що мають просторову структуру, наприклад, зображення. Вони використовують згорткові шари для автоматичного виявлення особливостей зображень.

3. **Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN):** Створені для обробки послідовних даних, таких як текст або часові ряди, з використанням зворотних зв'язків для зберігання інформації про контекст.

4. **Довга короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory, LSTM):** Різновид RNN, що вирішує проблему затухання градієнта та може "пам'ятати" або "забувати" інформацію на тривалий час.

5. **Мережі згорткового автоенкодера (Convolutional Autoencoders, CAE):** Навчаються кодувати вхідні дані та реконструювати їх, зокрема використовуючи згорткові шари для просторових даних.

6. **Генеративно-змагальні мережі (Generative Adversarial Networks, GAN):** Складаються з генератора і дискримінатора, використовуються для генерації синтетичних даних.

7. **Мережі капсул (Capsule Networks, CapsNet):** Використовують капсульні шари для зберігання інформації про просторові відносини між об'єктами на зображенні.

8. **Мережі з увагою (Attention Networks):** Дозволяють моделям приділяти більше уваги важливим частинам вхідних даних.

9. **Мережі граф-нейронів (Graph Neural Networks, GNN):** Призначені для роботи з графічними структурами даних, такими як соціальні мережі або молекулярні структури.

10. **Спайкові нейронні мережі:** Намагаються точніше моделювати динаміку спайкових нейронів біологічного мозку, впроваджуючи темпоральну компоненту в активаційні функції нейронів.

Кожна з цих архітектур має свої особливості та застосування, що робить їх ефективними в різних областях задач машинного навчання.

Попередня обробка даних та інженерія ознак є ключовими етапами у роботі з нейромережами, забезпечуючи очищення та перетворення вхідних даних в формат, зрозумілий для подальшої обробки нейромережею. Зазвичай попередня обробка даних включає нормалізацію, заповнення пропущених значень та видалення шуму. Інженерія ознак передбачає відбір найважливіших ознак та створення нових, що можуть покращити продуктивність моделі.

Найкращі практики навчання та налаштування нейромереж включають кілька основних принципів. По-перше, рекомендується розділяти дані на тренувальний, валідаційний та тестовий набори для оцінки ефективності та запобігання перенавчанню. По-друге, використовуйте методи оптимізації, такі як градієнтний спуск або адаптивні методи, для знаходження оптимальних параметрів моделі. По-третє, при налаштуванні гіперпараметрів використовуйте методи, такі як перехресна перевірка або пошук на сітці, для знаходження оптимальних значень.

Також важливо контролювати процес навчання нейромережі за допомогою інструментів, таких як візуалізація функції втрат та метрик

точності. Це дозволяє вам відстежувати успішність навчання та виявляти проблеми з перенавчанням або недонавчанням. При необхідності можна зупинити навчання або змінити гіперпараметри для поліпшення результатів.

Враховуючи всі ці аспекти роботи з нейромережами, ви зможете побудувати ефективні та надійні моделі, які вирішать складні завдання та принесуть цінні результати у різних областях застосування. З набутим практичним досвідом та використанням кращих практик навчання та налаштування нейромереж, ви зможете вдосконалити свої навички та внести суттєвий внесок у розвиток штучного інтелекту.

1.2 Короткий огляд історії та еволюції автоматизованого перекладу

Автоматизований переклад (відомий як автопереклад або CAT) – це процес перекладу текстів, який використовує комп'ютерні технології. У відміну від машинного перекладу (МП), цей підхід передбачає, що весь процес перекладу виконується людиною, проте комп'ютер служить інструментом для швидкого та якісного створення готового тексту. Програми CAT надають доступ до словників, глосаріїв, а також можуть запам'ятовувати раніше здійснені переклади та автоматично використовувати їх у подальших подібних текстах. Ідея автоматизованого перекладу зародилася в епоху появи комп'ютерів, коли перекладачі підтримували використання технологій для полегшення своєї роботи, хоча більшість досліджень тоді спрямовувалися на машинний переклад. У 1960-х роках Європейське об'єднання вугілля та сталі створило термінологічні бази даних під назвою Eurodicautom, а в Радянському Союзі схожий підхід використовувався ВІНІТІ.

Сучасна концепція автоматизованого перекладу була розроблена Мартіном Кеєм у 1980 році, який підкреслив, що комп'ютер бере на себе рутинні операції, визволяючи людей для завдань, які вимагають людського мислення. Використання комп'ютерів у письмовому перекладі сучасно

здійснюється через роботу зі словниками, глосаріями, пам'яттю перекладів (translation memory), яка містить приклади попередніх перекладів, а також через використання корпусів - великих колекцій текстів мовами, що надають стислий опис вживання слів та виразів в мові загалом або в конкретній області.

Для локалізації програмного забезпечення застосовуються спеціалізовані засоби, такі як SDL Passolo, які дозволяють перекладати тексти безпосередньо у програмних ресурсах. Аудіовізуальний переклад, зокрема, фільмів, також підтримується спеціальними інструментами, які поєднують в собі пам'ять перекладів та надають можливість створювати субтитри, відповідно до відеостандартів тощо.

У вузьких предметних областях, де є сталий обсяг текстів та термінології, перекладачі можуть використовувати машинний переклад для високоякісного перекладу термінів та виразів, використовуючи постредагування отриманих результатів. Деякі приклади програм CAT на ринку включають SDL Trados, memoQ, Transit, Déjà Vu, Wordfast, Wordfast Anywhere, OmegaT.

Автоматизований переклад охоплює різноманітні засоби та інструменти, включаючи:

1. Програми для перевірки правопису, які можуть бути вбудовані в текстові редактори або використовуватися як окремі програми.

2. Програми для перевірки розділових знаків, які також можуть бути вбудовані в текстові редактори або використовуватися як додаткові програми.

3. Програми для управління термінологією, що дозволяють перекладачам керувати своєю термінологічною базою у електронній формі, включаючи таблиці, електронні таблиці та бази даних, такі як FileMaker Pro, LogiTerm, SDL MultiTerm, Termex і інші.

4. Електронні словники, як одномовні, так і багатомовні.

5. Термінологічні бази даних, доступні в електронному вигляді або через мережу Інтернет, наприклад The Open Terminology Forum або TERMIUM Plus.

6. Програми для повнотекстового пошуку («індексатори»), які дозволяють користувачам шукати у раніше перекладених текстах або довідкових документах, такі як Naturel, ISYS Search Software та dtSearch.

7. Конкордансери, що дозволяють шукати приклади слів або висловів у широкому контексті в одномовних, двомовних та багатомовних корпусах (бітексті або пам'яті перекладів).

8. Бітекст, що є результатом об'єднання первинного тексту та його перекладу, який може бути проаналізований програмами для повнотекстового пошуку або конкордансу.

9. Програмне забезпечення для управління перекладацькими проєктами, що дозволяє структурувати та виконувати завдання у складних проєктах.

10. Менеджери пам'яті перекладів (TMM), які включають базу даних сегментів тексту та їх перекладів для різних мов.

11. Майже повністю автоматичні системи, що нагадують машинний переклад, але дозволяють користувачам вносити корективи у сумнівних випадках, іноді називаються машинним перекладом за участю людини.

1.3 Поточний стан справ у галузі автоматизованого перекладу та роль нейромереж

Згідно з аналізом Mordor Intelligence, ринкова вартість систем машинного перекладу збільшується на 7,1% щорічно, зростаючи від $153,8 млн у 2020 році до $230,67 млн у 2026-му.

З інтелектуалізацією технологій машинного та глибокого навчання результати систем машинного перекладу стають все точнішими. Цей успіх залежить від їх навчання, яке проводить людина. У лінгвістичній галузі роботи, вони навчаються перекладати тексти так, щоб замовник отримав максимально коректний результат. Машинний переклад на основі фраз постійно вдосконалюється, але виникають проблеми в контексті та багатозначності слів.

Наприклад, термін "стіл" може мати різне значення в побутовому та операційному контекстах. Також, машина не завжди може визначити контекст та вирізнити багатозначність слів, оскільки вона не володіє людською інтуїцією. Наприклад, слово "театр" може вказувати не лише на вистави акторів у культурному контексті, але і на місце бойових дій у воєнному контексті. Машинам важко вловити такі нюанси тексту. Справжній перекладач, будучи людиною, може розібратися у тонкощах контракту між двома сторонами чи локалізувати рекламний текст, що є важко досяжним завданням для машин. В той час як робот закриває рутинні процеси, людина залишається неперевершеною в спроможності розуміти складні контекстуальні ситуації та виявляти тонкощі мови, що робить її нев substitutable в перекладацькій діяльності. Таким чином, система машинного перекладу може обробляти текстові деталі, але їй важко впоратися з контекстом та виразністю мовлення, що визнається обмеженнями машин у порівнянні з людським виконанням.

У нашій лінгвістичній компанії ми встановлюємо важливі зв'язки між людиною та технологічними рішеннями, адже обидві сторони є невід'ємними учасниками на ринку. Можна порівняти нашу роль із дизайнерами, де Adobe Photoshop виконує функції робота, а дизайнер, виступаючи людиною, вносить творчий підхід. Разом вони формують продукт, такий як елемент юзабіліті сайту, колаж чи фотографія для журналу.

Ми взяли обширний двомовний набір даних (оригінальний та якісний переклад, виконаний вручну людиною) в області фармацевтики, наприклад, з англійської на українську. Ці дані були анонімізовані та використані для навчання машинного перекладу.

Цей процес покращує якість сирого машинного перекладу в даній тематиці та мовній парі. Дали машині інформацію про те, як перекладати слова в конкретному контексті (фармацевтика). Таким чином, коли система машинного перекладу в подальшому використовується для перекладу текстів у

цій самій тематиці та мовній парі, фрази, які співпадають з вже навченою базою, будуть перекладатися точно так, як було вивчено під час навчання.

У порівнянні з глобальними провайдерами машинного перекладу, які використовують самонавчання, наша компанія активно бере участь у точковому навчанні, використовуючи ручний переклад великої кількості текстів. Наша команда отримує відповідну компенсацію за цей процес.

Як вже зазначалося, для успішного навчання необхідні обширні об'єми даних. Провайдери, враховуючи повторюваність, вибирають найбільш "популярні" дані, можливо, шукані користувачами в інтернеті, і можуть замовити їхній ручний переклад для подальшого вдосконалення своїх систем.

У 17 столітті філософ Рене Декарт відповів на майбутнє питання, чи може робот копіювати людину: «Якщо створити машини, які матимуть схожість з нашим тілом і будуть імітувати наші дії до такого ступеня, що ми можемо вважати це мисленням, у нас все ж таки буде два відмінних способи визначити, що це не справжні люди. Така машина ніколи не зможе використовувати слова або інші знаки так, як ми це робимо, для вираження своїх думок», — відзначив він.

Отже, роботи починають замінювати людину у рутинних операціях, аналогічно тому, як верстати полегшували життя людей під час промислової революції 1700-х років та сприяли економічному розвитку. Наприклад, перекладачі витрачають менше часу на обробку тексту, але якість перекладу залишається на високому рівні, оскільки результат все одно контролює та відстежує людина.

Розділ 2. Технічні аспекти використання нейромереж у перекладі

2.1 Типи нейромереж, що використовуються у задачах автоматизованого перекладу

У задачах автоматизованого перекладу використовують різні типи нейромереж, зокрема:

1.Рекурентні нейронні мережі (RNN): RNN є одними з перших типів нейромереж, які використовуються для перекладу. Вони працюють з послідовністю даних, зберігаючи стан для кожного кроку вводу.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) є особливим класом нейромереж, який здатний ефективно моделювати послідовності даних та розпізнавати залежності в часі. Однією з ключових особливостей RNN є їхність здатність до використання попереднього стану або контексту для обробки поточного входу в послідовності даних. Такий підхід робить їх особливо ефективними в областях, де важливий контекст та залежності в часі, таких як мовний аналіз, часові ряди та автоматизований переклад.

Основним компонентом RNN є нейронна одиниця, яка має внутрішній стан (пам'ять) та ваги, які змінюються з кожним кроком часу. Кожна одиниця приймає вхідні дані та попередній стан, обчислює новий стан та вивід, які стають вхідними для наступного кроку. Таким чином, RNN може утримувати інформацію з попередніх кроків у вигляді внутрішнього стану та використовувати її для обробки нових вхідних даних.

Однак RNN мають свої обмеження, зокрема втрату контексту на великих відстанях. Це відомо як проблема втрати довгострокової залежності, оскільки вони можуть миттєво забувати інформацію з попередніх кроків. Це обмеження призвело до розвитку більш складних архітектур, таких як довгострокові короткострокові мережі (LSTM) та відступлені від поколінь мережі (GRU), які дозволяють ефективніше управляти довгостроковими залежностями.

Не дивлячись на свої обмеження, RNN залишаються важливим інструментом у сферах, де потрібно враховувати часові залежності та послідовності, але для більш складних завдань, таких як автоматизований переклад, часто використовуються більш сучасні архітектури, такі як трансформери.

2.Довгострокові короткострокові мережі (LSTM): LSTM є розширенням RNN, призначеним для вирішення проблеми втрати контексту. Вони можуть ефективно працювати з довгостроковими залежностями в данних.

Довгострокові короткострокові мережі (LSTM) — це особливий вид рекурентних нейронних мереж (RNN), створений для вирішення проблеми втрати довгострокової залежності в оригінальних RNN. LSTM були запропоновані Шейном Хокінсом у 1997 році та відзначаються внутрішнім механізмом керування пам'яттю, що дозволяє їм ефективно утримувати та використовувати інформацію з попередніх часових кроків.

Основні компоненти LSTM включають:

Внутрішня пам'ять (Cell State): LSTM має внутрішню пам'ять, яка здатна зберігати інформацію протягом тривалого періоду часу. Це дозволяє мережі утримувати довгострокові залежності в данних.

LSTM використовує три ворота для управління потоком інформації.

- Ворота забуття (Forget Gate): Визначає, яку частину пам'яті слід забути або утримати.

- Ворота оновлення (Update Gate): Визначає, яку частину інформації маємо оновити в пам'яті.

- Ворота виводу (Output Gate): Визначає, яку частину пам'яті ми використовуємо для виводу.

Стани та вивід: LSTM має стани пам'яті, які передаються від одного часового кроку до іншого, і вивід, який генерується на кожному кроці, враховуючи внутрішній стан та вхідні дані. Однією з основних переваг LSTM є їхня здатність ефективно працювати з довгостроковими залежностями. Це

робить їх дуже корисними в задачах, де важлива врахованість контексту на великих відстанях, таких як автоматизований переклад або генерація тексту.

За своєю структурою LSTM може вирішувати проблеми втрати контексту, які були характерні для більш простих RNN. Однак для деяких завдань, зокрема в обробці послідовностей тексту, трансформери (які використовують механізм уваги) також стали популярним вибором, оскільки вони демонструють високу ефективність та можуть бути більш масштабованими для обробки великих обсягів даних. Відступлені від поколінь мережі (GRU): GRU - інший варіант розширення RNN, який також вирішує проблему втрати контексту, але з меншою кількістю параметрів, ніж LSTM.

Згорткові нейронні мережі (CNN): Хоча CNN в основному використовуються для обробки зображень, їх також можна застосовувати до текстових даних для виділення локальних залежностей. У перекладі вони можуть бути використані для роботи з різними частинами речення.

5. Трансформери: Трансформери є потужною архітектурою для завдань обробки природної мови, включаючи автоматизований переклад. Вони працюють за допомогою механізму уваги і можуть ефективно враховувати далекі залежності в тексті.

Трансформери — це архітектура глибоких нейронних мереж, яка була представлена в 2017 році та стала важливим кроком у сфері обробки природної мови та інших послідовностей даних. Основна ідея трансформерів полягає в тому, щоб взаємодія між елементами послідовності була реалізована за допомогою механізму уваги, що дозволяє моделі ефективно враховувати важливість кожного елемента в контексті всієї послідовності.

Основна архітектура трансформера включає два основних компонента: кодувальний та декодувальний шари. Кожен шар цих компонентів містить механізм уваги, який дозволяє моделі фокусуватися на різних частинах вхідної послідовності.

Замість того, щоб передавати інформацію по послідовності в одному напрямі, як у рекурентних нейронних мережах, трансформери можуть взаємодіяти з будь-яким елементом послідовності в будь-який момент часу. Це забезпечує більш ефективну обробку довгострокових залежностей та забезпечує паралельність обчислень, що робить їх особливо потужними для завдань обробки природної мови та перекладу. Однією з ключових переваг трансформерів є їхня здатність працювати з послідовностями різної довжини, оскільки вони можуть одразу обробляти всю послідовність. Це робить їх більш гнучкими та придатними для широкого спектру завдань, де важлива контекстуальна інформація.

Трансформери отримали широке визнання та застосування в різних областях, таких як автоматизований переклад, генерація тексту, розпізнавання мови та багато інших задач обробки природної мови.

6. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers): BERT - це модель, яка базується на трансформерах і вирізняється тим, що вона призначена для представлення контексту слова, використовуючи контекст справа та зліва від нього. BERT зазвичай використовується для покращення результатів в задачах перекладу.

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) - це модель глибокого навчання, яка використовує архітектуру трансформера та була представлена в 2018 році компанією Google. Його основна інновація полягає в тому, що вона навчається на масиві текстів в обох напрямках, враховуючи інформацію як зліва, так і справа від кожного слова в реченні.

Однією з ключових особливостей BERT є здатність враховувати контекст кожного слова, оскільки вона дивиться на всі інші слова в реченні, навіть ті, які знаходяться далеко від даного слова. Це робить BERT особливо ефективним для розуміння семантичних відносин між словами та вирішення завдань, пов'язаних із семантичним аналізом тексту.

Важливим етапом у навчанні BERT є використання маскованого мовлення (Masked Language Model - MLM). Під час навчання випадкові слова в тексті маскуються, і модель намагається відновити їх, користуючись контекстом з інших частин речення.

BERT демонструє вражаючі результати в різних завданнях обробки природної мови, таких як визначення семантичної схожості, розпізнавання іменованих сутностей, відповіді на питання та багато інших. Він також послужив основою для багатьох подальших розробок та адаптацій у сфері обробки природної мови. Основна ідея за BERT - це використання контексту обох напрямків при роботі з текстами, що дозволяє моделі ефективно розуміти семантичні та граматичні відносини в тексті, що робить його потужним інструментом для розуміння та генерації природної мови.

Ці архітектури можуть використовуватися окремо або комбінуватися для досягнення кращих результатів у задачах автоматизованого перекладу.

2.2 Архітектури та моделі, що показали найкращі результати в галузі перекладу.

Коли компанії, такі як IBM, вперше почали використовувати статистичні моделі для поліпшення якості перекладу у 1990-х роках, це відзначило значний розвиток сфери машинного перекладу. Статистичні механізми, що використовувалися в статистичному машинному перекладі, стали справжньою інновацією. Ці механізми спеціалізувалися на перекладі все більших обсягів тексту за допомогою складних статистичних методів і великих обсягів даних з Інтернету. Пізніше Google широко впровадив цю технологію, роблячи всі людські знання доступними для пошуку.

З виникненням Neural Machine Translation (NMT) машинний переклад зазнав ще одного технологічного прогресу. Використовуючи нейронні мережі, нейронний машинний переклад використовує штучний інтелект (AI) для

створення перекладів. Замість "вгадування" ймовірного результату, нейронні мережі намагаються відтворити когнітивний стан перекладача. У результаті виникає переклад, який звучить набагато природніше і точніше передає зміст і тонкості теми. Ця еволюція дозволила машинному перекладу бути достатньо ефективним для читання звичайних, неважливих ділових документів, а також для розуміння та узагальнення великих обсягів тексту.

Нейронний машинний переклад (NMT) представляє сучасний підхід до машинного перекладу, який використовує штучні нейронні мережі, зокрема моделі глибокого навчання, для здійснення перекладу тексту з однієї мови на іншу. Завдяки своїй ефективності та точності, NMT завоював велику популярність, виказуючи обіцяючі результати в удосконаленні швидкості та якості машинного перекладу.

Базова архітектура нейронної системи машинного перекладу складається з інфраструктури кодера-декодера. Кодувальник обробляє вхідне речення мовою оригіналу, перетворюючи його слово за словом у числові вектори, відомі як вбудовування. Задача кодера - отримати семантичну та синтаксичну інформацію вихідного речення та закодувати її у векторне представлення фіксованої довжини, відоме як "вектор думки" або "вектор контексту". Зазвичай у ролі кодерів використовуються рекурентні нейронні мережі (RNN) або трансформаторні моделі.

Декодер, у свою чергу, отримує закодоване векторне представлення від кодера та генерує перекладене речення цільовою мовою. Також використовуючи RNN або Transformer, декодер на кожному кроці генерує розподіл ймовірностей у словниковому запасі цільової мови та вибирає найбільш ймовірне слово чи одиницю для наступного перекладу.

Моделі нейронного машинного перекладу навчаються на великих паралельних корпусах, де речення вихідної та цільової мов знаходяться в вирівняних парах. Під час навчання модель оптимізує свої параметри, намагаючись мінімізувати відмінність між прогнозованими та еталонними

перекладами в навчальних даних. Для цього використовуються методи, такі як зворотне поширення та градієнтний спуск.

Однією з ключових компонентів NMT є механізм уваги, який дозволяє моделі акцентувати різні частини вихідного речення під час перекладу. Це дозволяє уникнути довгострокових залежностей та покращити якість перекладу, призначаючи ваги словам у вихідному реченні.

У фазі висновку навчена модель NMT використовується для перекладу нових речень. Кодер обробляє вхідне речення, а декодер генерує переклад слово за словом. Використовуючи алгоритми пошуку, такі як пошук за променем, модель обирає найбільш ймовірний переклад. Нейронний машинний переклад представляє значний прорив порівняно зі старішими методами, дозволяючи краще враховувати мовні нюанси та створювати більш природні та точні переклади.

У галузі автоматизованого перекладу було розроблено та застосовано різноманітні архітектури та моделі, які дали значні поліпшення у відповідних завданнях. Деякі з найбільш успішних та впливових архітектур та моделей включають:

1. Системи на основі статистичних моделей:

Phrase-Based Statistical Machine Translation (PBSMT): Розширені системи перекладу на основі фраз, такі як Moses, використовують статистичні методи для аналізу та перекладу текстів. Вони довго використовувалися як стандартні підходи до перекладу перед появою глибокого навчання.

Системи, що базуються на статистичних моделях, зокрема Phrase-Based Statistical Machine Translation (PBSMT), грали значну роль у виробленні технологій автоматизованого перекладу перед появою глибокого навчання. PBSMT відзначається концепцією тексту як послідовності фраз або коротших фрагментів, де процес перекладу будується на основі перекладу цих фраз.

Однією з ключових рис PBSMT є його модель фраз. Підхід PBSMT передбачає розбиття вихідного та вхідного текстів на короткі фрази або

словосполучення, для яких побудований відповідний переклад. Такий підхід дозволяє ураховувати локальні структурні особливості тексту та забезпечує контекстуальну адаптацію на різні лінгвістичні особливості.

Використання статистичних методів у PBSMT є ще однією ключовою рисою. Оцінка ймовірностей перекладу фраз ґрунтується на аналізі великого корпусу паралельних текстів, щоб визначити, наскільки часто певна фраза або фразове сполучення зустрічається у перекладах. Ці статистичні підходи дозволяють враховувати важливі взаємозв'язки та тенденції в мовленні.

Хоча PBSMT виявився ефективним для певних типів текстів та завдань перекладу, його обмеження полягають у важкостях у врахуванні глобальних контекстуальних залежностей та складностях високорівневого семантичного розуміння мови. З появою глибоких нейронних мереж, таких як трансформери, PBSMT був відсунутий на другий план, і сучасні моделі базуються на більш потужних архітектурах, що використовують глибоке навчання.

2. Системи на основі нейромереж:

Sequence-to-Sequence with Attention Mechanism: Моделі на основі seq2seq архітектури з механізмом уваги виявилися дуже ефективними в задачах перекладу. Вони здатні враховувати контекст кожного слова в реченні, полегшуючи роботу з довгостроковими залежностями.

Системи на основі нейромереж, зокрема архітектури Sequence-to-Sequence (seq2seq) з механізмом уваги, представляють собою важливий клас моделей у сфері автоматизованого перекладу. Ці моделі вирізняються своєю великою ефективністю, яка базується на їхній здатності розуміти та враховувати контекст кожного слова в реченні, що значно полегшує роботу з довгостроковими залежностями в мовленні.

Основні характеристики моделей Sequence-to-Sequence з механізмом уваги включають:

Архітектура seq2seq: Ці моделі складаються з двох основних компонентів енкодера та декодера. Енкодер відповідає за перетворення вхідного тексту в

контекстуальний вектор, який подається на вхід декодеру. Декодер, з свого боку, генерує вихідний текст, враховуючи отриманий вектор та попередні згенеровані токени.

Механізм уваги (Attention Mechanism): Використання механізму уваги дозволяє моделям надавати різній увазі різним частинам вхідного тексту під час генерації кожного вихідного слова. Це робить модель більш гнучкою та здатною враховувати важливість різних елементів у вхідних послідовностях.

Ці моделі здобули популярність завдяки їхній здатності ефективно вирішувати завдання перекладу та адаптуватися до різних мовних контекстів. Однак існують вдосконалені версії цих архітектур, такі як трансформери, які подолали певні обмеження та стали новим стандартом в галузі обробки природної мови.

Transformer-Based Models: Трансформери, такі як ті, що використовуються в моделях з серії Transformer та BERT, забезпечують великий прогрес в глибокому навчанні для обробки природної мови. Вони дозволяють моделям більше ефективно моделювати довгострокові залежності та взаємодіюти з різними частинами вхідних та вихідних послідовностей, що полегшує завдання перекладу.

Transformer-Based Models представляють інноваційний підхід до обробки природної мови та завоювали значну популярність завдяки своїй ефективності та здатності до паралельної обробки інформації. Однією з найвизначальніших характеристик цих моделей є використання трансформаторного архітектурного підходу, який відрізняється від традиційних рекурентних нейронних мереж (RNN) та довгострокових короткострокових мереж (LSTM).

У трансформаторах ключовим елементом є механізм уваги, який дозволяє моделям фокусуватися на різних частинах вхідного тексту при генерації вихідного результату. Це полегшує роботу з довгостроковими залежностями та підвищує точність перекладу. Архітектурно трансформатори складаються з

енкодера і декодера, які взаємодіють за допомогою шарів уваги та повністю замінюють традиційні рекурентні структури.

Трансформатори використовують механізм уваги на кожному етапі обробки тексту, що робить їх вкрай потужними для роботи з послідовностями будь-якої довжини. Кожен шар у трансформаторі може обробляти вхідні дані паралельно, що пришвидшує процес і покращує швидкість навчання.

Також важливою характеристикою трансформаторів є їхня здатність до передбачення взаємодії між словами в контексті. Це досягається завдяки механізму уваги, який може враховувати важливість кожного слова в реченні в залежності від його контексту. Такий підхід дозволяє трансформаторам ефективно розуміти семантичні та граматичні особливості тексту, покращуючи якість та точність результатів.

Transformer-Based Models стали стандартом для різних завдань обробки природної мови, включаючи автоматизований переклад. Їхній успіх полягає у здатності ефективно враховувати глобальні залежності у текстах, а також в розміщенні уваги на важливих частинах вхідного тексту. Завдяки цьому трансформатори не лише покращили результати перекладу, а й відкрили нові перспективи для розвитку технологій обробки природної мови.

3. Системи на основі ансамблів та підсилення:

Ensemble Models: Комбінування кількох моделей (ансамбль) може допомогти покращити стабільність та точність перекладу.

Ensemble Models представляють собою потужний підхід у сфері машинного навчання, що ґрунтується на ідеї об'єднання кількох моделей для досягнення кращих результатів, ніж у кожної моделі окремо. Основна ідея полягає в тому, що різні моделі можуть виявити сильні сторони в різних аспектах завдання, і їх об'єднання може компенсувати слабкі сторони один одного.

Зазвичай Ensemble Models використовують два основних підходи: багатокласовість та багатопредиктивність. У багатокласовому підході кілька

моделей тренуються на одному та тому ж наборі даних, і вони голосують для прийняття спільного рішення. У багатопредиктивному підході різні моделі спробовані для різних аспектів завдання, і їхні прогнози об'єднуються для отримання кінцевого результату.

Ensemble Models можуть використовувати різноманітні базові моделі, такі як дерева рішень, нейронні мережі, або інші алгоритми машинного навчання. Цей різноманітний підбір моделей може сприяти вирішенню різних аспектів завдань, таких як класифікація, регресія чи кластеризація.

Один із переваг Ensemble Models - їхня здатність покращувати стабільність та узагальнення. Це досягається через зменшення впливу випадкових помилок окремих моделей, а також забезпечення більш широкого покриття для різних видів даних. Крім того, вони можуть покращувати відмінності в прогнозуваннях і підвищувати точність моделі.

Ensemble Models широко використовуються в різних галузях, таких як комп'ютерне зоров'язастосування, класифікація тексту, медичне прогнозування та інші області, де точність та стабільність є важливими факторами. Їхня універсальність та ефективність роблять їх популярним вибором для різноманітних завдань у машинному навчанні.

Reinforcement Learning for Decoding: Деякі дослідження використовують підсилення для покращення якості перекладу, оптимізуючі величезну просторій пошуку можливих вихідних послідовностей.

Reinforcement Learning (RL) for decoding представляє собою цікавий інноваційний підхід у галузі машинного перекладу та інших сферах обробки природної мови. Використання RL у декодуванні визначається бажанням покращити якість генерації послідовностей, таких як переклади, шляхом навчання агента приймати рішення на кожному кроці декодування.

Зазвичай, у контексті машинного перекладу, RL використовується для оптимізації процесу генерації перекладу, зокрема, вибору кожного наступного слова у вихідному реченні. Агент, який відповідає за декодування, отримує

винагороду (reward) в залежності від якості згенерованого перекладу. Це може включати в себе оцінку відповідності перекладу до джерела, гладкості речення, або інших визначених метрик якості.

RL в контексті decoding може забезпечити покращену адаптивність та здатність агента враховувати глобальний контекст та внутрішню структуру послідовності під час генерації тексту. Це може бути особливо корисно в умовах складних або мнозинних варіантів перекладу, де важко заздалегідь передбачити оптимальні рішення.

Використання RL for decoding також може зменшити проблему проблему "exposure bias" - явище, коли модель навчається на одних даних, а використовується на інших. RL дозволяє навчати агента в умовах, близьких до реальних, що може поліпшити загальну адаптивність системи.

В цілому, використання Reinforcement Learning for decoding представляє собою перспективний напрямок в розвитку систем автоматизованого перекладу та інших задач обробки природної мови, покликаний покращити точність та адаптивність генерації текстових послідовностей.

4. Системи на основі самоадаптації та пристосовуваності:

Fine-Tuning Pre-trained Models: Використання заздалегідь навчених моделей, таких як BERT або GPT, і подальше їхнє налаштування для конкретної задачі перекладу.

Fine-tuning pre-trained models є ефективним методом у галузі машинного навчання, особливо в області обробки природної мови та комп'ютерного зору. Цей підхід полягає в використанні моделей, які вже були навчені на великих наборах даних для вирішення схожих завдань, і подальшому їхньому доналаштуванні або "fine-tuning" на конкретному наборі даних або конкретному завданні.

Основна ідея полягає в тому, що моделі, які були навчені на великих наборах даних, вже володіють деяким загальним розумінням природної мови чи вміють розпізнавати загальні образи в зображеннях. Fine-tuning дозволяє

адаптувати ці загальні знання до конкретного завдання чи датасету, не потребуючи великої кількості додаткових даних.

В процесі fine-tuning модель продовжує вдосконалювати свої ваги, враховуючи особливості конкретного завдання чи даних. Це може бути особливо корисно в ситуаціях, де об'єм доступних даних обмежений, але потрібно досягти високої точності.

Fine-tuning застосовується в різних областях, таких як класифікація тексту, розпізнавання обличчя, аналіз відчуттів у тексті, та інші. Популярні архітектури, такі як BERT, GPT, або ResNet, часто використовуються для fine-tuning.

Цей підхід дозволяє використовувати потужність попередньо навчених моделей, зменшуючи при цьому зусилля та ресурси, необхідні для досягнення високої точності в нових завданнях. Однак важливо добре розуміти характеристики конкретної моделі та завдання для ефективного використання fine-tuning.

Transfer Learning Approaches: Передбачає використання моделей, навчених на одній мові або задачі, для поліпшення результатів на іншій мові або задачі.

Transfer learning approaches відіграють ключову роль в сучасному машинному навчанні, надаючи засоби для використання знань, набутих на одній задачі чи домені, для покращення вирішення іншої задачі чи в іншому домені. Цей підхід ґрунтується на ідеї того, що моделі, які вже навчені на великих обсягах даних для вирішення конкретних завдань, можуть передавати корисні знання новим задачам, спрощуючи їх навчання та зменшуючи необхідні обсяги даних.

Одним із популярних варіантів transfer learning є використання попередньо навчених моделей. Наприклад, у глибокому навчанні часто використовують попередньо навчені нейронні мережі, такі як ResNet чи VGG, як основу для нових завдань. Ці моделі, спочатку розроблені для класифікації

зображень, можуть бути "відіграні" для інших задач, таких як визначення об'єктів чи витягнення признаків.

Інший підхід transfer learning - це використання знань, набутих на одній мові, для покращення перекладу на іншу мову. Наприклад, можна використовувати попередньо навчені векторні представлення слів (word embeddings), які вивчені на великому корпусі текстів однією мовою, для покращення перекладу на іншу мову.

Transfer learning також ефективно використовується в задачах обробки природної мови, де попередньо навчені моделі можуть бути використані для вирішення завдань, таких як сентимент-аналіз, аналіз емоцій, чи виокремлення іменованих сутностей.

Цей підхід є корисним не лише через підвищення продуктивності, але й через можливість застосовувати масштабовані знання, набуті в одному контексті, до різних задач та доменів, сприяючи більш гнучкому та ефективному використанню моделей в різноманітних областях.

Ці підходи різняться за складністю та обсягом навчання, але всі вони внесли свій внесок у розвиток галузі автоматизованого перекладу, допомагаючи покращувати точність та придатність моделей до практичного застосування.

2.3 Важливість великих корпусів текстів та як вони впливають на якість перекладу за допомогою нейромереж

Великі корпуси текстів є ключовим елементом в галузі машинного перекладу за допомогою нейромереж і визначають величезний вплив на якість отриманих перекладів. Нижче розглянуті ключові аспекти важливості великих корпусів текстів та їхній вплив на якість перекладу за допомогою нейромереж:

Навчання на великій кількості прикладів стає визначальним чинником в розвитку сучасних систем машинного перекладу, які базуються на

нейромережах. Великі корпуси текстів, які включають паралельні тексти для різних мов, надають величезний обсяг даних для тренування цих нейромереж. Це є ключовим фактором для досягнення високої якості та ефективності в процесі перекладу.

За допомогою великих корпусів прикладів, нейромережі можуть глибше розуміти різноманітні мовні конструкції, такі як фразеологія, граматичні структури та лексика. Це надає можливість моделям вивчати та враховувати велику кількість різних виразів та виразових засобів, що робить їх більш гнучкими та адаптивними.

Також, завдяки великому обсягу даних, нейромережі можуть розвивати глибше семантичне розуміння слів та фраз в різних контекстах. Це сприяє точнішому передаванню смислового навантаження під час перекладу та дозволяє моделям взаємодіяти з контекстом у більш інтелектуальний спосіб.

Працюючи з різноманітними текстами, нейромережі можуть ефективніше адаптуватися до різних стилів мовлення, жанрів та реєстрів мови. Це важливо для того, щоб забезпечити вірний контекст та тон перекладу відповідно до особливостей мовленнєвого середовища. Додатково, велика кількість прикладів допомагає уникнути перенавчання моделі на обмеженому наборі даних, забезпечуючи більшу універсальність та загальність. Моделі стають здатними ефективно вирішувати завдання перекладу на нових, раніше невиданих даних.

Узагальнюючи, використання великих корпусів прикладів визначає успіх нейромереж у завданні машинного перекладу, забезпечуючи їм необхідні знання та гнучкість для високоякісного та адаптивного перекладу текстів.

Робота з великим обсягом текстів надає значущий внесок у розвиток глибокого семантичного розуміння словесних одиниць та конструкцій в мовленні. Цей аспект є ключовим у контексті машинного перекладу на основі нейромереж, оскільки великий обсяг різноманітних текстів надає моделям можливість вивчати і розрізняти сенсові відтінки слів та виразів у різних лінгвістичних контекстах.

Розуміння семантичних відмінностей та варіацій виконує критичну роль у трансформації тексту з однієї мови на іншу, оскільки це впливає на точність та природність отриманих перекладів. Великий обсяг даних дозволяє нейромережам вивчати не лише базові перекладацькі еквіваленти, а й контекстуальні сенси, що робить їх більш чутливими до нюансів у використанні слів та виразів.

Цей процес збагачення семантичного розуміння забезпечує моделі здатністю адаптуватися до різноманітних ситуацій та стилів мовлення. Моделі вивчають внутрішній сенс слів у різних контекстах, реагуючи на варіації в їхньому вживанні та інтерпретації. Це робить їх більш ефективними у розрізненні тонкощів мовленнєвих виразів та покращує загальну якість перекладу, забезпечуючи точне відтворення семантичного змісту.

Таким чином, великі корпуси текстів виступають як ключовий ресурс для розвитку нейромереж перекладу, сприяючи збагаченню їхнього семантичного розуміння та підвищенню рівня точності та природність перекладу.

Великі корпуси текстів відіграють важливу роль у забезпеченні адаптованості моделей нейромереж перекладу до різних мовних стилів. Цей аспект стає ключовим, оскільки мовленнєві особливості, стилі та жанри можуть значно відрізнятися між мовами та текстовими джерелами.

В процесі тренування на великому обсязі текстових даних моделі отримують можливість вивчати та адаптуватися до різних варіантів мовлення. Це включає в себе особливості фразеології, вживання виразів, синтаксичні конструкції та структуру речень. Моделі стають здатними розрізняти та враховувати варіації у вживанні мовних засобів, що дозволяє їм ефективно пристосовуватися до різних стилів вираження.

Ця адаптованість до різних мовних стилів стає ключовою перевагою, коли моделі застосовуються до перекладу текстів різних жанрів, включаючи наукові тексти, художню літературу, технічні документи та розмовний відтворений мовлення. Великий обсяг тренувальних даних надає моделям

широкий спектр контекстів, що забезпечує їхню здатність робити точні та адекватні переклади у різноманітних лінгвістичних ситуаціях.

Отже, великі корпуси текстів слугують важливим ресурсом для розвитку нейромереж перекладу, надаючи їм можливість ефективно адаптуватися до різних мовних стилів та гарантуючи якість перекладу в різних мовних контекстах.

Використання великих корпусів текстів виявляється критичним аспектом для уникнення труднощів, пов'язаних з перекладом глибоких структур, таких як idiom-и та фразеологічні конструкції. Глибокі структури представляють собою вирази та виразові засоби, які мають визначене значення, відмінне від суми значень їхніх окремих компонентів. Це може становити виклик для перекладачів, оскільки простий переклад окремих слів не завжди передає сенс глибоких структур.

Великі корпуси текстів надають моделям можливість вивчати та розрізняти вживання idiom-ів та фразеологічних конструкцій у різних контекстах. Моделі, треновані на широкому спектрі текстів, отримують здатність розуміти та враховувати не лише лексичне значення окремих слів, а й їхнє сполучення та семантичні нюанси. Це сприяє більш точному та адекватному перекладу глибоких лінгвістичних структур, допомагаючи уникнути неправильних або дослівних перекладів.

Такий підхід до навчання на великому обсязі даних дозволяє моделям набувати розуміння та ефективно працювати з глибокими лінгвістичними конструкціями, що, в свою чергу, покращує якість перекладу та забезпечує більш точне відтворення семантичного змісту вихідного тексту.

Використання великих корпусів текстів відіграє ключову роль у покращенні граматичної правильності перекладів, забезпечуючи нейромережам значний обсяг даних для вивчення граматичних правил та структур мови. Великі корпуси надають моделям можливість адаптуватися до різноманітних

конструкцій, синтаксичних особливостей та граматичних нюансів вихідних та цільових мов.

Нейромережі, навчені на великих обсягах даних, мають здатність автоматично виявляти та коригувати граматичні помилки, що може бути особливо важливим у випадках перекладу між мовами з різною граматикою. Моделі вивчають взаємозв'язки між словами, правила побудови речень та структури мови, що сприяє покращенню граматичної правильності перекладу.

Такий підхід не лише поліпшує формальну граматичну сторону перекладу, а й сприяє більшому розумінню семантичних та синтаксичних зв'язків між словами, що призводить до створення більш зрозумілих та природних перекладів.

В цілому, великі корпуси текстів виступають як ключовий ресурс для тренування нейромереж в галузі перекладу, забезпечуючи їм необхідний контекст та різноманіття для ефективного вирішення завдань перекладу. Це робить можливим досягнення високої якості перекладів та адаптацію моделей до різних лінгвістичних викликів.

Розділ 3. Виклики та перспективи нейромереж у галузі автоматизованого перекладу

3.1 Аналіз основних викликів, з якими стикається використання нейромереж у перекладі

Останнім часом нейронні мережі виявилися дуже потужним інструментом у багатьох сферах, але вони залишаються переділеними деякими проблемами та обмеженнями. В даному розділі ми розглянемо деякі з найпоширеніших проблем, з якими стикаються нейронні мережі, а також розглянемо методи, розроблені для пом'якшення цих проблем.

Однією з найбільш поширених проблем є перенавчання, коли модель стає занадто складною і занадто точно відтворює навчальні дані, що може призвести до неправильної роботи з новими, невідомими даними. Цю проблему можна подолати за допомогою методів, таких як регуляризація, рання зупинка та відсів, які запобігають надмірному ускладненню моделі та покращують її здатність до узагальнення нових даних.

Іншою поширеною проблемою є недостатня пристосованість, коли модель є занадто простою і не може вловити основні закономірності в даних. Цю проблему можна вирішити за допомогою методів, таких як збільшення складності моделі, збільшення кількості навчальних даних або регулювання швидкості навчання.

Зникаючі градієнти є ще однією проблемою, коли градієнти стають занадто малими, а ваги мережі не оновлюються ефективно. Цю проблему можна вирішити за допомогою методів, таких як ініціалізація ваг, пакетна нормалізація та використання функцій активації, які уникають насичення.

Інтерпретація рішень, прийнятих мережею, також може стати проблемою, особливо в сферах, де це має великі наслідки. Цю проблему можна вирішити за допомогою методів, таких як механізми уваги, візуалізація функцій та

використання моделей, які можна інтерпретувати, таких як дерева рішень та моделі, засновані на правилах.

Також нейронні мережі можуть страждати від незбалансованих даних, коли кількість прикладів для кожного класу неоднакова. Цю проблему можна вирішити за допомогою методів, таких як надмірна вибірка, недостатня вибірка та навчання з урахуванням вартості.

Нарешті, проблеми масштабованості та ефективності можуть виникнути при роботі з великими наборами даних чи складними моделями. Цю проблему можна вирішити за допомогою методів, таких як розподілене навчання, стиснення моделі та паралелізм моделей.

3.2 Можливості вдосконалення та оптимізації нейромереж для підвищення точності та швидкості перекладу

Існує кілька методів, розроблених для покращення продуктивності нейронних мереж. Один з таких методів - це "Навчання з перенесенням", що передбачає використання попередньо навченої нейронної мережі на суміжній задачі та точне налаштування її на цільову задачу. Це дозволяє зменшити кількість необхідних навчальних даних для досягнення високої продуктивності.

Ще одним ефективним методом є "Розширення даних", яке збільшує розмір навчальної вибірки за рахунок різних перетворень наявних даних, таких як перегортання, обертання та обрізання. Це сприяє узагальненню мережі для нових даних та запобігає надмірному пристосуванню, особливо в задачах комп'ютерного зору.

Метод "Аранжування" (Ensembling) включає об'єднання прогнозів кількох нейронних мереж для покращення продуктивності та зменшення перенавчання. Це може включати пакування, коли мережі навчаються на різних підмножинах даних, або бустінг, коли мережі навчаються послідовно, кожна на

попередніх помилках. Цей метод показав найкращі результати в задачах комп'ютерного зору та обробки природної мови.

"Налаштування гіперпараметрів" є ще одним важливим методом, який включає вибір оптимальних значень гіперпараметрів нейронної мережі, таких як швидкість навчання та кількість шарів. Це критично для досягнення високої продуктивності та запобігання надмірному пристосуванню.

"Змагальне навчання" спрямоване на підвищення стійкості мережі до атак противника, додаванням непомітних збурень до вхідних даних. Цей метод особливо ефективний в задачах комп'ютерного зору.

"Активне навчання" передбачає вибір інформативних прикладів з немаркованих даних та їх маркування для зменшення кількості маркованих даних, необхідних для навчання. Це ефективно в завданнях виявлення об'єктів, обробки природної мови та розпізнавання мови.

Регуляризація в нейронних мережах виступає як ефективний метод для уникнення перенавчання. Цей підхід полягає в додаванні додаткових членів до функції втрат мережі з метою карати певні аспекти, такі як великі ваги чи активації. Методи регуляризації, такі як L1 і L2 регуляризація, а також відсів та рання зупинка, використовуються для попередження перенавчання. Вони сприяють утворенню більш стійкої та загальнішої моделі.

Архітектура моделі нейронної мережі також впливає на її продуктивність. Останні досягнення в області пошуку нейронної архітектури призвели до створення ефективних моделей, таких як ResNet та EfficientNet. Автоматичний пошук оптимальної мережевої архітектури використовує алгоритми навчання з підкріпленням або еволюційні алгоритми для досягнення оптимальних результатів.

Відсів, або випадкове виключення нейронів під час навчання, є ефективним методом для запобігання надмірного покладання на окремі нейрони. Рання зупинка, що включає моніторинг продуктивності мережі на

валідаційному наборі, може запобігти перенавчанню та поліпшити здатність мережі до узагальнення нових даних.

Графіки швидкості навчання дозволяють регулювати швидкість навчання мережі з часом, уникати коливань та покращувати її здатність збігатися до оптимальних ваг. Ці графіки, такі як ступінчасте спадання чи експоненціальне спадання, грають важливу роль у стабілізації процесу навчання.

Методи регуляризації, такі як L1 і L2 регуляризація, можуть допомогти уникнути перенавчання за рахунок штрафних членів, які карають за великі ваги або активації. Нормалізація даних, або зміна масштабу вхідних даних, щоб вони мали нульове середнє значення та одиничну дисперсію, допомагає у покращенні здатності мережі вивчати закономірності в даних та уникненні перенасичення.

Оскільки нейронні мережі продовжують свій постійний розвиток і стають все більш складними, виникає необхідність у подальших дослідженнях для створення ще більш ефективних методів, які зможуть підвищити їхню продуктивність.

Ці методи включають в себе різноманітні аспекти, такі як вагова ініціалізація, пакетна нормалізація, функції активації, передискретизація, недодискретизація, навчання з урахуванням вартості, відсів, ранню зупинку, графіки швидкості навчання, методи регуляризації та нормалізацію даних. Хоча кожен з цих підходів може суттєво покращити продуктивність нейронних мереж, важливо враховувати, що їхній успіх залежить від конкретного завдання та характеристик даних. Часто для досягнення максимальної ефективності необхідно використовувати комбінацію різних методів.

Загалом, розробка ефективних стратегій для поліпшення продуктивності нейронних мереж залишається активною сферою досліджень. Це поле має великий потенціал для застосування у різних областях, і виробництво нових методів може внести суттєвий вклад у вдосконалення різноманітних аспектів і застосувань нейромереж.

В здійсненні порівняльного аналізу можливостей CAT-систем у письмовому перекладі порівняно з Trados Studio 2019, варто відзначити, що для користування останньою програмою необхідно придбати не лише вартісну ліцензію, але й пройти складний процес встановлення цього програмного забезпечення на комп’ютер з дотриманням ряду технічних вимог. Це робить використання Trados Studio важким для перекладача та відносить його до категорії CAT-програм, які підходять для використання лише перекладацьким компаніям або високопрофесійним письмовим перекладачам, для яких функціонал цієї CAT-системи є вирішальним.

Також розглянемо саму систему перекладу у Trados Studio 2019. Для створення нового проєкту у цій системі необхідно спочатку вибрати вихідну та цільову мови, обрати документ чи текст для перекладу та створити нову пам'ять перекладу (TM) для проєкту («Create > New File-Based Translation Memory»). У випадку, якщо TM для проєкту була надана менеджером чи замовником перекладу, перекладач може імпортувати її, виділивши створену TM та обравши опцію «Import...». Також аналогічно слід обрати та імпортувати глосарій термінів Termbase (якщо він доступний) через опцію «Add...».

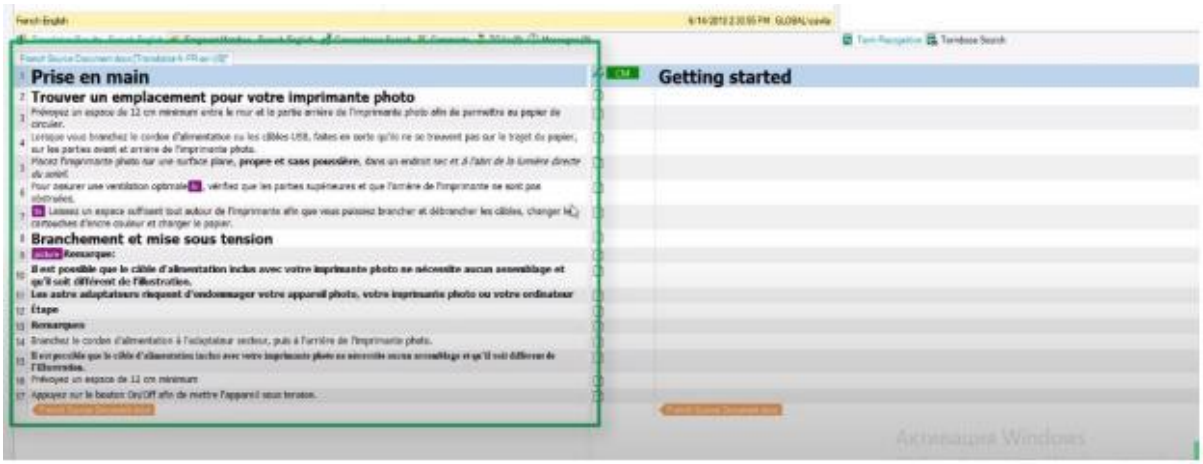

Рис.3.1 Вікно перекладу у системі Trados Studio 2019

Текст поділяється на речення-сегменти, і для підтвердження перекладу кожного сегмента необхідно використовувати комбінацію клавіш "Ctrl + Enter". Перекладений текст відображається у другому вікні таблиці і одночасно зберігається у ТМ.

До переваг системи Trados слід віднести легкість освоєння, особливо у варіанті інтеграції з MS-Word, що дозволяє почати роботу всього за одну-дві години після встановлення Trados. З набуттям необхідного базового досвіду користувач може поступово освоювати інші компоненти Trados, такі як MultiTerm і TagEditor. Ця програма є потужним інструментом і має широкий функціонал.

Однак для початківця-перекладача, який ще не має досвіду роботи з автоматизованими системами перекладу, встановлення та початок роботи з Trados може виявитися складним. Без докладних інструкцій купівля та встановлення цього програмного забезпечення може бути важким завданням. Навчання роботі з цією системою можливе самостійно, за допомогою відео-уроків у мережі, матеріалів від розробника та інструкцій від досвідчених користувачів. Проте інтуїтивно розібратися в складному інтерфейсі та багатьох функціях системи може бути складним завданням для новачка.

Отже, для студентів-перекладачів, яким треба ознайомитися з функціоналом CAT-програм, може бути більш доцільним використовувати простіші інструменти. Система Trados є ефективним інструментом для досвідчених користувачів CAT-програм, проте вона є занадто вартісною та складною для опанування студентами-перекладачами.

Розглянемо інші приклади програмного забезпечення для автоматизованого перекладу. Серед серверних CAT-програм, які привертають наше увагу в ході дослідження, є MemoQ. Перш за все, слід відзначити, що програма MemoQ встановлюється набагато легше, має можливість безкоштовного використання протягом 30 днів і є більш доступною за ліцензійною версією. Інтерфейс програми є інтуїтивно зрозумілим (Рис. 3.2), і

для виконання перекладу потрібно здійснити значно менше дій, ніж у системі Trados.

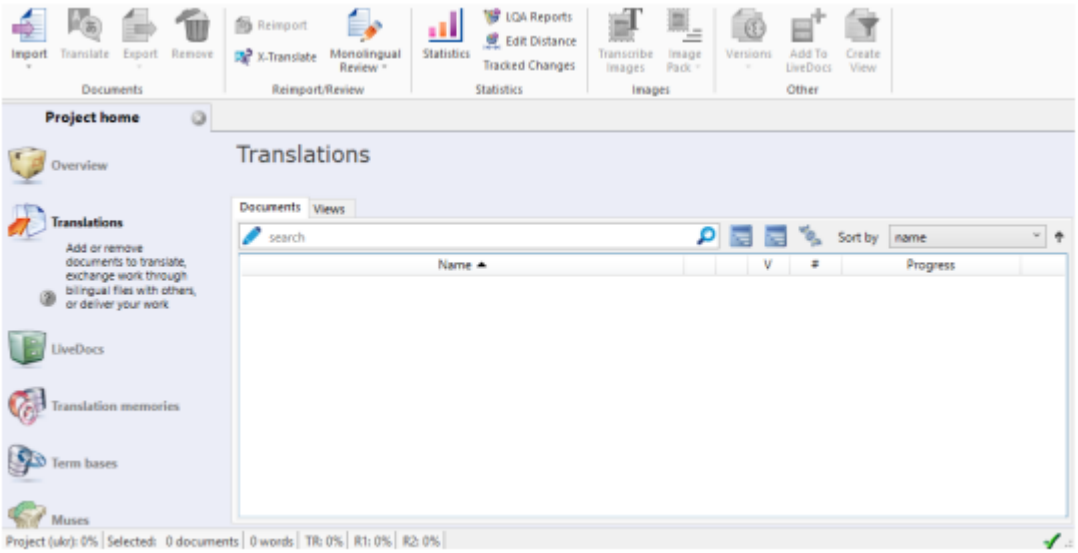

Рис. 3.2 Інтерфейс CAT-програми MemoQ

Переклад через систему MemoQ розпочинається з створення проєкту. Початково користувач вибирає документ для перекладу та вказує пам'ять перекладів і базу термінів. При створенні проєкту програма MemoQ імпортує вміст вихідних документів у свою робочу область, забезпечуючи можливість подальшого експорту перекладу у формат вихідного документа. Під час створення проєкту також можна створити нові пам'яті перекладів та бази термінів, а при необхідності змінити вміст і параметри проєкту.

Сам процес перекладу здійснюється у спеціальному текстовому процесорі - таблиці перекладу (Рис. 3.3). Для кожного документа в MemoQ передбачена окрема таблиця перекладу, яка відкривається в окремій вкладці у вікні програми. Під час перекладу MemoQ автоматично виконує пошук у пам'яті перекладу та базах термінів, які призначені для даного проєкту. В межах одного проєкту можна редагувати кілька документів одночасно, але неможливо одночасно працювати з кількома проєктами.

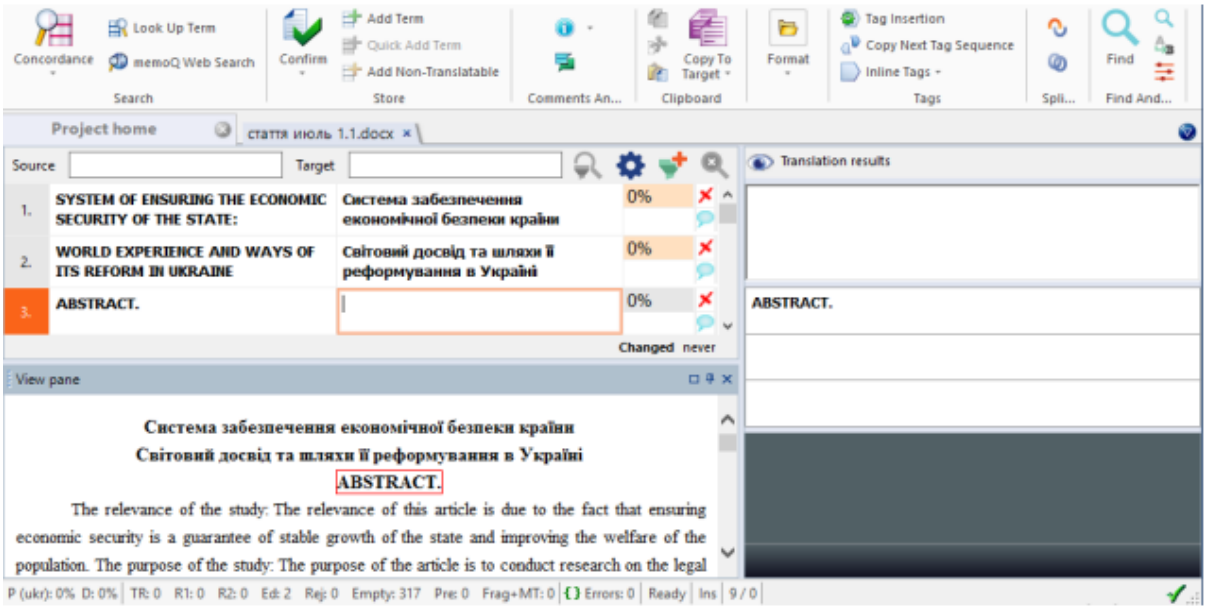

Рис.3.3 Процес перекладу у CAT-системі MemoQ

Важливо відзначити, що існує можливість імпорту документів між системами Trados та MemoQ. Trados Studio використовує формат збереження файлів SDLXLIFF, який також підтримує програма MemoQ, що дозволяє імпортувати такі файли безпосередньо за допомогою команди "Import" (при умові співпадіння мов у імпортованому файлі та проєкті MemoQ).

MemoQ, хоч і має близький за функціоналом рівень до Trados Studio, водночас виявляється більш легким у вивченні та простішим у використанні. Це робить його більш придатним для студентів-перекладачів. Незважаючи на це, MemoQ все ще потребує встановлення та певних зусиль перекладача щодо імпортування перекладацької пам'яті.

У порівнянні з CAT-ПЗ, розглянемо хмарний ресурс автоматизованого перекладу SmartCAT. Для користування цим ресурсом користувач повинен створити акаунт на веб-сайті, що може бути використаний і для роботи як фріланс-перекладач або від імені перекладацької компанії. Веб-сайт побудований ефективно та зрозуміло, новий користувач легко опановує функціонал ресурсу, адже в нього вбудована система навчання та підказок.

Таким чином, новачок може вивчити використання хмарної CAT-програми автоматизованого перекладу, слідуючи покроковій інструкції.

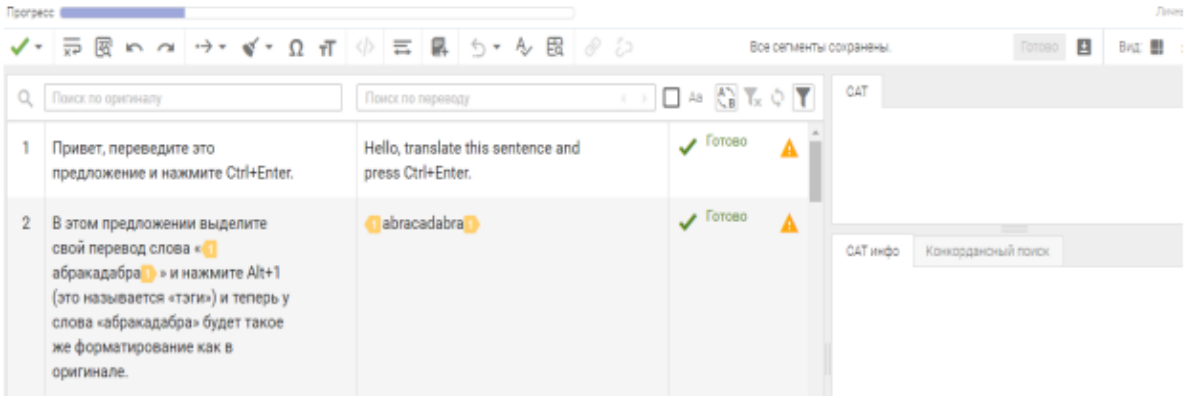

Рис. 3.5 Автоматична система навчання користувача-перекладача у системі SmartCAT

Головна перевага SmartCAT полягає в спрощеному використанні глосаріїв та пам'яті перекладів для перекладачів, а також в наявності автоматичної системи навчання, яка є безкоштовною для користувачів системи. SmartCAT дозволяє ефективно створювати та утримувати корпоративні глосарії, а також забезпечує виконавців достовірними даними. Автоматичні перевірки гарантують контроль якості перекладу, виявляючи невідповідності в термінах і датах, а також розпізнаючи орфографічні, пунктуаційні та інші помилки. Система SmartCAT також володіє можливістю виконувати машинний переклад, пропонуючи варіанти перекладу на основі наявних текстів у базах пам'яті перекладів та глосаріїв з корпоративною термінологією. Перекладач може зручно скористатися запропонованим варіантом, внести власні корективи або, в останньому випадку, виконати переклад за власним вибором.

Ця програма рекомендована для професійних та досвідчених перекладачів, які прагнуть розширити свої навички та відповідати вимогам певних компаній, що вимагають володіння системою Trados. Хоча Trados Studio 2019 має високий рівень функціоналу, для більшості перекладачів доступні в

Trados Studio 2019 функції не обов'язкові. З іншого боку, середній рівень функціоналу в SmartCAT та MemoQ може бути впорядкованим для забезпечення високоякісного перекладу, особливо для початківців і студентів перекладацьких факультетів.

Щодо MemoQ, хоча вона вимагає установки на комп'ютер і не має вбудованої системи навчання та підказок, вона має середній рівень щодо доступності установки та зрозумілості інтерфейсу. Для користувачів MemoQ доступні відео-уроки та інструкції для самостійного навчання або платного навчання використання MemoQ.

Система SmartCAT вирізняється тим, що не вимагає установки на комп'ютер і не потребує додаткових курсів або самостійного навчання за допомогою зовнішніх ресурсів. Це полегшує користування цією системою автоматизованого перекладу для початківців-перекладачів, що звертається до цієї CAT-системи для навчання студентів перекладацьких факультетів використанню технологій ШІ.

Отже, висновок полягає в тому, що для початкового використання рекомендується обирати менш складні CAT-системи, такі як SmartCAT, перш ніж переходити до більш важкодоступних систем, наприклад, Trados Studio. Важливо також зауважити, що багато сучасних CAT-систем, включаючи SmartCAT та MemoQ, можуть працювати з файлами Trados, як от формат SDLXLIFF. Таким чином, знання Trados не завжди обов'язкове для перекладача. У практичній роботі можливо працювати з файлами у форматі Trados в інших CAT-системах, які є більш зручними для перекладача.

Обґрунтовано та розглянуто недолік систем автоматизованого перекладу (CAT) у зв'язку із їхньою складністю в освоєнні програмного забезпечення. Хоча сучасні CAT-системи спрощують процес перекладу і мають інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, час, що витрачається на оволодіння використанням цих систем, є індивідуальним і залежить від рівня базових навичок у роботі з

комп'ютерними технологіями. Різні програми можуть вимагати від користувачів різного роду адаптації.

Хоча сучасні CAT-програми мають обширний словник та чіткі алгоритми перекладу, сприйняття загального сенсу тексту іноді ускладнюється, що потребує коригування граматичних і лексичних форм. Відсутність чуття і усвідомлення сенсу може призводити до необхідності втручання самого перекладача або постредактора.

Найкращі результати використання машинного та автоматизованого перекладу досягаються при перекладі текстів технічного чи офіційно-ділового стилю. У художніх текстах, де важливі тонкі мовні нюанси, іносказання та гра слів, системи машинного перекладу виявляються неефективними. Тут важливішею стає інтуїція та навички самого перекладача, що може надати унікальну інтерпретацію.

Взагалі, використання CAT-систем в художньому перекладі є менш ефективним, оскільки вони не враховують творчих аспектів роботи перекладача, таких як ідіостиль письменника та культурні відмінності. Мета використання CAT-систем у перекладі полягає у забезпеченні оптимізації роботи перекладача, скороченні часу для завершення перекладу, та систематизації використання термінологічного глосарію.

Розглядаючи аспекти використання можливостей CAT-систем у письмовому перекладі, важливо враховувати труднощі, з якими зіткнутий перекладач при використанні цих ШІ-інструментів. Незважаючи на те, що CAT-системи спрощують процес перекладу, їх використання може вимагати тривалого навчання, освоєння особливостей використання їхнього інструментарію та технічних труднощів при встановленні та використанні, оскільки вони є програмним забезпеченням, що потребує певних характеристик комп'ютерного обладнання від перекладача та інше.

Одна з основних складнощів, з якими може стикатися перекладач, використовуючи автоматизовані системи перекладу для оптимізації своєї

професійної діяльності, - це налаштування подібної програми, оскільки основна вимога - це впевнені навички роботи з комп'ютером. Поступово, освоївши програму автоматизованого перекладу та набувши базу даних, переваги від використання такого програмного забезпечення стають більш значущими та регулярними.

Ще однією недолікою автоматизованого перекладу є потреба у доступі до особистого комп'ютера, мобільного пристрою чи Інтернету для виконання роботи. Програмне забезпечення та бази перекладів можуть зберігатися на інформаційному носії або конкретному сервері в Інтернеті, а доступ до них може бути обмеженим залежно від функціональності конкретного інструменту, що "прив'язує" фахівця до певного робочого місця, комп'ютера або облікового запису.

Також важкощі використання CAT-систем включають вартість програмного забезпечення. У мережі можна знайти безкоштовні системи, які вирішують завдання, але спеціалізовані та популярні продукти часто вимагають придбання ліцензій. Вартість і вид програм може варіюватися залежно від виробника.

Автоматизований переклад, так само як і машинний переклад, не може враховувати контекст і вирішувати ситуації, що виникають у невизначених обставинах. У той час як професійний перекладач може аналізувати контекст і використовувати свій досвід для ефективного перекладу тексту. Вчені, такі як О. В. Скворцова та О. В. Тихонова, вказують, що на сьогодні результати автоматизованого перекладу залишаються далекими від ідеалу, і необхідна професійна корекція виявлених помилок у перекладеному тексті.

Підводячи підсумки, слід зауважити, що використання штучного інтелекту (ШІ) у перекладі, спільно з подальшим редагуванням тексту, стає конкурентоздатним еквівалентом перекладацької роботи, при цьому враховуються стратегічні напрямки і рекомендації від фахівців. Інноваційний потенціал комп’ютерних технологій визначає зростання усвідомлення

фахівцями важливості ефективного використання технологічних інструментів у перекладацькій галузі. Таким чином, передбачається поступове зростання ефективності взаємодії між людиною і технологіями в галузі перекладу.

Важливо відзначити, що сучасні інструменти перекладу, які успішно використовуються перекладачами, все ще не здатні ефективно вирішити найскладніше завдання перекладу: вибір контекстуально відповідного варіанту, який обумовлений різноманітними чинниками. Якість перекладу залежить від стилю та тематики початкового тексту, а також від синтаксичної, граматичної та лексичної спорідненості мов. Що стосується стилізованих документів, які мають формальний характер, тут машинний переклад може бути більш якісним, проте це не можна сказати про текстові матеріали з вираженим художнім стилем. Ці нюанси доведуться приймати до уваги ще довгий час, і з цієї причини висока кваліфікація та професіоналізм перекладача є невід'ємними елементами для досягнення високої якості перекладу.

Використання CAT-систем у письмовому перекладі стикається з численними труднощами. Перш за все, це вимагає додаткового навчання перекладачів, а також включає технічні труднощі, пов'язані з встановленням і використанням CAT-систем та програм. Навіть якщо навчання може допомогти у подоланні цих труднощів, існує інший аспект, який залишається нерозв'язаним на сьогоднішній день - це неможливість машинного перекладу та TM-систем розуміти контекст, що ускладнює переклад художніх текстів. Технології штучного інтелекту наразі не забезпечують широкий доступ до значної бази перекладацьких фонових знань, таких як культурні, соціологічні, історичні та мовні.

Отже, CAT-системи як інструмент штучного інтелекту можуть вдосконалити роботу перекладача, але не можуть повністю замінити людину. Навіть переклад технічних та офіційно-ділових текстів вимагає подальшого редагування з боку людського перекладача.

Основні недоліки автоматизованого перекладу мають логістичний характер і пов'язані з людським фактором. Додатковою проблемою є несумісність CAT-систем з усним перекладом. Використання автоматизованих засобів обмежено етапом підготовки в синхронному і послідовному перекладі, а при внесенні змін у перекладацьку ситуацію або при виконанні перекладу без попередньої підготовки цей підхід стає непрактичним через значний час, що потрібен для використання таких систем.

Існують системи автоматичного перекладу, які спробують імітувати синхронний або послідовний перекладач. Проте якість цього перекладу залишається низькою і не підходить для професійної комунікації, роблячи письмовий переклад найбільш придатним для використання комп'ютерних систем у професійній діяльності перекладача.

Оптимально запропонувати курс з освоєння новітніх технологій перекладу студентам старших курсів, які вже мають сформовані перекладацькі вміння та навички для роботи з системами автоматизованого перекладу (CAT). Поліпшення цих навичок та формування інформаційної та інформатичної компетентності слід здійснювати шляхом виконання вправ, головною метою яких є переклад автентичних текстів за допомогою програм автоматизованого перекладу.

Такий підхід не лише дозволяє ефективно використовувати аудиторні години, але й вписує опанування CAT-програм у звичний розклад роботи студентів, які вже працюють над розвитком перекладацьких компетентностей. У цьому контексті традиційні формати роботи з друкованим текстом замінюються більш сучасним електронним форматом, де автоматизовані системи перекладу стають не самоціллю, а засобом реалізації високоякісної професійної діяльності. Таке позиціонування перекладацьких технологій у навчанні має бути розглянуте як важлива, але одна з багатьох складових фахової компетентності.

Розробка системи вправ для навчання студентів-перекладачів повинна ґрунтуватися на психологічній структурі перекладу, що складається з операцій (навичок) та дій (вмінь). Навички представляють собою оптимальний якісний рівень виконання дій та є автоматизованими компонентами діяльності, визначаючи їх як "психічні новоутворення, які дозволяють індивіду виконувати певну дію раціонально, точно і швидко, без зайвих витрат енергії" [60, с. 98]. Щодо вмінь, це вміння ефективно використовувати навички для реалізації конкретної діяльності, де письмовий переклад є ключовим аспектом цього процесу.

Така структура перекладацької діяльності визначає необхідність включення в навчальний процес формування відповідних дій (використання функцій програм) та їх автоматизації, а потім інтеграції цих умінь у загальну структуру перекладацьких вмінь.

Науковиця Е. В. Піванова [7] виділяє групи навичок для успішного використання автоматизованого робочого місця перекладача, що включають лінгвістичні та перекладацькі, комунікативні, пошукові та роботу з інструментами для підвищення продуктивності та ефективності перекладу.

Необхідність володіння вищезазначеними навичками, зокрема управління CAT-програмами, підкреслює важливість включення техноорієнтованих інтерактивних технологій у навчальний процес. Для вирішення проблеми відсутності у студентів навичок роботи з автоматизованими засобами перекладу, викладач повинен знаходити оптимальні підходи серед існуючих інновацій у сфері перекладу. З урахуванням недостатнього розвитку навчання перекладу з використанням комп'ютерних засобів в українських вишах, цілком обгрунтовано впровадження стратегії включення в навчальний процес вправ для освоєння студентами комп'ютерних технологій у перекладі [2, с. 107].

Такий міні-курс має вирішити кілька завдань, зокрема, сформувати та розвинути у студентів-перекладачів навички:

1) ефективної роботи з програмами автоматизованого перекладу та CAT-системами, включаючи термінологічні бази та перекладацькі редактори;

2) обробки документів різних форматів;

3) оформлення тексту на комп'ютері;

4) пошуку необхідної інформації в Інтернеті.

European Master's in Translation (EMT) виділяє п'ять ключових компетентностей для перекладачів у сучасному ринковому середовищі. Одна з них – технологічна, що передбачає володіння засобами автоматизації перекладу. Ця компетенція включає у себе ряд навичок, таких як використання інструментів, інтеграція програм, створення та управління базами даних, а також адаптація до нових технологій [29, с. 7].

Для успішної реалізації вивчення CAT-систем важливо враховувати доступність матеріально-технічної бази навчального закладу та навички викладачів у використанні CAT-програм. Початок курсу повинен включати в себе введення в теорію систем CAT, обмежуючи теоретичні відомості, асигнувавши основну увагу практичним вправам. Якщо це можливо, засоби CAT мають бути доступні в комп'ютерній лабораторії або на персональних комп'ютерах та ноутбуках студентів.

Викладач може використовувати проектор для трансляції екрану свого комп'ютера, надаючи всім студентам можливість спостерігати за своїми діями та демонструючи конкретні взаємодії з програмою автоматизованого перекладу (CAT). Застосування методу крок за кроком у цьому контексті виявиться найбільш ефективним, оскільки дозволить студентам повторити дії на своїх власних ПК або запам'ятати послідовність кроків для роботи з програмою.

Для домашніх завдань рекомендується включити самостійну роботу студентів, таку як пошук інформації та завантаження виконаних завдань на платформу дистанційного навчання для подальшої перевірки викладачем.

Важливо, щоб викладач приділяв увагу підбору цікавих текстів, які відображають реальні сценарії життя перекладача та є корисними для навчання.

Тексти повинні включати повтори, складну термінологію, збіги з базою перекладів тощо, а також ілюструвати переваги використання систем CAT.

Додатково, викладачу слід активно використовувати групові та проєктні завдання під час навчання. Це може включати імітацію реального робочого середовища перекладача, наприклад, в бюро перекладів. Студенти можуть виконувати різні ролі, такі як керівник проєкту, перекладач, термінолог, редактор та інші, щоб наблизити їх до реальних викликів перекладацької практики.

Розроблено комплекс вправ для навчання студентів письмового перекладу, використовуючи можливості CAT-системи SmartCAT. У цьому комплексі передбачено як теоретичну частину, що стосується опанування знань про автоматизований переклад та саму програму SmartCAT, так і достатню кількість практичних завдань. Після виконання цих завдань студенти зможуть автоматизувати свої дії з використання CAT-програми.

Вправа 1:

Завдання: Прочитайте опис автоматичного перекладу "Why Automated Translation Platforms Cannot Fully Replace Humans" на A Transperfect World (https://bit.ly/3fMhc8U) та відповідайте на наступні питання:

1. Яка роль автоматичного перекладу?

2. В чому відмінність між автоматичним та машинним перекладом?

3. Як важлива роль перекладача в процесі автоматичного перекладу?

4. Які переваги автоматичного перекладу?

5. Як штучний інтелект взаємодіє з автоматичним перекладом?

6. Чи загрожує автоматичний переклад професії перекладача?

7. Ваша думка: чи зникне професія перекладача у майбутньому, і як вплине на це автоматичний переклад?

Вправа 2:

Завдання: Сьогодні ми звернемося до найпростішої системи CAT з точки зору інтерфейсу та доступності – SmartCAT. Перейдіть за посиланням https://smartcat.ai/ та пройдіть реєстрацію та навчання на сайті. Виконайте перше завдання, слідуючи інструкціям на веб-сайті, і збережіть кінцевий результат в окремому файлі.

Хоча студенти можуть отримати інструктаж безпосередньо на веб-сайті CAT-системи, важливо переконатися, що всі вони розуміють основні етапи роботи з текстом у системі SmartCAT. Для цього викладач може створити відео-пояснення, де відображені всі ключові кроки від додавання тексту до системи до завершення та збереження готового перекладу.

Розумно розглядати всі етапи перекладу як визначені кроки та вимагати від студентів усвідомлення цих етапів і запам’ятовування їх послідовності. Розробка такої сталої та зрозумілої стратегії перекладу може бути сприянням такою вправою:

Вправа 3 / Exercise 3

Завдання: Подивіться відео-інструкцію з експлуатації перекладацької системи SmartCAT. Повторіть всі кроки з раніше обраним уривком тексту (1000 знаків). Запишіть відео екрану та процесу вашої роботи. Опишіть всі етапи вашої роботи з текстом за наступною схемою:

Крок 1: Вибір тексту, завантаження тексту в систему.

Крок 2: ...

Крок 3: ...

Вправа 4 / Exercise 4

Завдання: Знайдіть паралельні тексти на тему "Охорона довкілля". Перекладіть один з них за допомогою системи перекладу на основі хмарного сховища SmartCAT.

Вправа 5 / Exercise 5

Завдання: Працюйте у групах з 3-4 осіб. Створіть свою власну перекладацьку агенцію, надайте їй назву та придумайте короткий рекламний

слоган. Розподіліть ролі між членами команди (керівник проекту, перекладач, термінолог, редактор).

Члени команди спільно працюють над перекладом довгого тексту (наприклад, інструкції) за допомогою SmartCAT, слідуючи наступним етапам:

1. Визначення ціни для замовника (викладача).

2. Переклад.

3. Передача пакету проекту, що містить готовий перекладений файл, базу перекладів та термінології. Подача надрукованого перекладу та рахунку.

Вправа 6 / Exercise 6

Завдання: Груповий проект (5/10 балів). Групи з 4-5 осіб спільно працюють над перекладом інструкції для iPad та повинні подати готовий проект у SmartCAT.

1 бал за командну роботу (ефективність), 1 бал за термінологію (передача кінцевого глосарію з не менше як 50 термінами), 1 бал за переклад (перевірка помилок, попередньо налаштована перевірка якості, правопис тощо), 1 бал за взаємодію з клієнтом (викладач виступає в ролі клієнта), 1 бал за надрукований готовий проект та підготовлений рахунок (назва компанії тощо).

Мета полягає в тому, щоб розглядати переклад як бізнес для демонстрації цінності перекладацьких навичок. Оцінюється вся команда, і всі члени отримують однакові бали.

Вправа 7 / Exercise 7

Завдання: Студенти створюють груповий обліковий запис у системі SmartCAT. Вони представляють перекладацьку компанію. Оберіть назву компанії, розподіліть ролі. Виконайте 3 групові переклади за допомогою цього облікового запису.

Використовуйте звіти аналізу CAT для створення оцінки вартості перекладу. Перекладіть великий документ за допомогою Studio та передайте кінцевий результат так, якщо ви працюєте з реальним клієнтом.

Вправа 8 / Exercise 8

Завдання: Підготуйте тексти, розроблені у програмному забезпеченні SmartCAT або перекладіть додатковий текст за своїм вибором і додайте ці матеріали до свого портфоліо перекладів. Підготуйте своє портфоліо та представте його аудиторії. Однокурсники виступають в ролі потенційних перекладацьких компаній та повинні найняти вас або відхилити вас на основі вашого портфоліо.

Вправа 9 / Exercise 9

Завдання: Спробуйте себе як перекладача-співробітника в SmartCAT. Підготуйте своє портфоліо на веб-сайті і спробуйте перекласти 1-2 проекти. Напишіть есе-звіт про свій досвід використання SmartCAT як системи автоматизованого перекладу. Оцініть, наскільки для вас зручно використовувати цю програму, чи поліпшило використання CAT-систем ваши переклади, а також - чи будете ви використовувати ці програми в майбутньому?

3.3 Роль технологій штучного інтелекту в майбутньому розвитку автоматизованого перекладу на основі нейромереж

Навіть з урахуванням майже 60-річної історії розвитку, автоматизований переклад зараз насправді набуває популярності, що означає, що існуючі рішення обов'язково будуть розвиватися та удосконалюватися. Очікується поліпшення інтерактивної частини системи (зокрема, можливостей взаємодії та додаткових налаштувань), а також підвищення якості отриманого перекладу [49].

Наразі вбудована система нейронного перекладу з пам'яттю перекладів і термінологічними базами – це мінімум, що можуть пропонувати перекладачі, використовуючи технології штучного інтелекту в межах інструментів для комп'ютерно-підтриманого перекладу (CAT). Зазвичай, у своїх публікаціях

розробники SDL уникають терміна "постредагування" щодо перекладу, здійсненого їхніми нейромережами, вважаючи за краще використовувати термін "перевірка" (reviewing), оскільки вони впевнені, що це визначення більш адекватно відображає рівень якості, який їхня система демонструє (точність, яка за словами розробників CAT-інструментів на сьогодні становить 95%).

Додатково, розробники систем автоматизованого перекладу активно впроваджують технології штучного інтелекту не лише у процес перекладу, але й у управління проєктами. Система бере на себе рутинні завдання, які не допускають варіацій. Наприклад, за допомогою функції оцінки якості машинного перекладу (MTQE), можна автоматично знаходити перекладені сегменти, які не вимагають подальшого редагування. Інша функція ідентифікує неперекладний вміст сегментів (символи, цифри і т.д.) [4].

Розробники технологій комп'ютерно-підтриманого перекладу (CAT) в сучасності впевнені, що штучний інтелект (ШІ) може значно автоматизувати процес перекладу, що є метою багатьох великих бюро перекладів. У майбутньому передбачається, що ШІ буде аналізувати вихідний текст, вибирати відповідні допоміжні ресурси (пам'ять перекладів, термінологічні бази, системи машинного перекладу) та шукати перекладачів і редакторів з відповідним досвідом. Крім того, самі CAT-системи будуть відповідальні за розрахунок термінів, відстеження прогресу і сповіщення у випадку помилок.

Незважаючи на це, слід зауважити, що ШІ не є універсальним засобом. На даний момент розробники CAT-систем не довіряють ШІ перевірці тексту перед його відправленням клієнту: система не може виявити помилки, якщо вони не зустрічалися в матеріалі, на якому вона "навчалася".

З погляду перспектив розвитку обраної нами CAT-системи SmartCAT, розробники планують використовувати ШІ в майбутньому для подальшого поліпшення роботи перекладачів. Це включає отримання замовлень, відповідно до досвіду кожного перекладача, та автоматизацію рутинних завдань, таких як розставлення тегів, корекція числових форматів і підтвердження сегментів, які

не потребують перекладу. Також передбачається спрощення виставлення рахунків і відстеження оплати. Ці покращення можуть значно зменшити час, який перекладачі витрачають на адміністративні завдання, вивільняючи їхний час для більш складних та цікавих завдань.

У підсумку, CAT-системи вже зараз допомагають перекладачам ефективніше використовувати свій час для творчої роботи, а з подальшим розвитком їх можливостей ШІ може взяти на себе більше завдань, що зараз відволікають перекладачів від творчості. Вивчення тенденцій в розробці нових CAT-систем дозволяє припускати, що майбутні програми та інструменти автоматизованого перекладу матимуть значно більше можливостей, ніж сучасні.

Бази прикладів перекладів продовжать зростати і розраховуватися терабайтами, охоплюючи різні сфери та галузі людської діяльності. Наявність обширних термінологічних словників і глосаріїв прискорить та зробить більш продуктивним процес перекладу. Впровадження новітніх розробок і конкурентоспроможність на ринку програмного забезпечення призведуть до більшої інтуїтивності та простоти структур систем, які, як правило, є досить складними для освоєння та використання.

Майбутні фахівці-перекладачі, ймовірно, будуть звільнені від необхідності працювати за столом над друкованими текстами, оточені словниками та іншими матеріалами. Вже зараз багато перекладачів активно використовують електронні ресурси для пошуку термінів та відповідностей. Сучасні технології дозволяють працювати в режимі реального часу, спілкуватися безпосередньо з клієнтом чи колегами, задіяними у проєкті, що невідомо зробить роботу більш ефективною та продуктивною.

Останні значущі досягнення в галузі автоматизованого перекладу включають роботу компаній Trados’ Workbench, IBM’s Translation Manager II, Corel Catalyst та Astril Software’s Déjà vu. Багато інших програм орієнтовані на

роботу з конкретними видами перекладу, такими як локалізація програмного забезпечення та інтернет-ресурсів.

Слід також зазначити, що впровадження автоматизованого перекладу в робоче середовище є відповіддю на зростаючу конкурентоспроможність машинного та автоматизованого перекладу. Хоча наразі машинний переклад не може забезпечити якісний та професійний результат, його стрімкий розвиток продовжується.

Отже, переваги автоматизованого перекладу в порівнянні з іншими методами перекладу в сучасних реаліях важко недооцінити. Швидкий розвиток та все більше поширення таких систем вимагає вивчення та освоєння цих інструментів для ефективної реалізації перекладацької діяльності. Перспективи розвитку комп'ютерного перекладу пов'язані з подальшою теоретичною та практичною роботою як у сфері комп'ютерного, так і людського перекладу.

ВИСНОВКИ

У розділі 1 ми введені в захопливий світ нейромереж в контексті автоматизованого перекладу. Визначивши саму сутність нейромереж та їхній величезний вплив на сучасні технології, ми здійснили короткий огляд історії та еволюції автоматизованого перекладу, що дозволило нам зрозуміти поточний стан справ у цій галузі та роль, яку відіграють нейромережі.

У другому розділі ми глибше занурились у технічні аспекти використання нейромереж у перекладі. Детально розглянувши різні типи нейромереж, які застосовуються в завданнях автоматизованого перекладу, а також вивчивши архітектури та моделі, які показали найкращі результати, ми визначили важливість великих корпусів текстів і їхній вплив на якість перекладу через використання нейромереж.

Розділ 3 проливає світло на виклики та перспективи використання нейромереж у галузі автоматизованого перекладу. Аналізуючи основні виклики, з якими стикається ця технологія в перекладі, ми розглядали можливості її вдосконалення та оптимізації для досягнення вищої точності та швидкості. Окрім того, ми обговорювали роль технологій штучного інтелекту в майбутньому розвитку автоматизованого перекладу, основаного на нейромережах.

Узагальнюючи, наш дослідження розкрило, що нейромережі виявляються ключовим елементом у трансформації автоматизованого перекладу. Їх використання визначає нові стандарти ефективності та якості в цій галузі. Проте, незважаючи на усі досягнення, залишається безліч викликів, які потребують уваги та дослідження для подальшого розвитку цієї захоплюючої області.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Автоматизований переклад URL : https://uk.wikipedia.org/wiki/Автоматизований_переклад#cite_note-1 (дата звернення: 20.06.2024).
2. Амеліна С. М., Тарасенко Р. О. Шляхи формування програм підготовки перекладачів в університетах Східної Європи щодо вивчення сучасного інструментарію. Науковий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України. Серія: Педагогіка, психологія, філософія, 2016. Вип. 253. С. 11–18.
3. Анохіна Т. О., Кобякова І. К. Вимоги роботодавців до сучасних перекладачів. Перекладацькі інновації : матеріали X Всеукраїнської студентської науково-практичної конференції, м. Суми, 20–21 березня 2020 р. / Редкол.: С. О. Швачко, І. К. Кобякова, О. О. Жулавська та ін. Суми : СумДУ, 2020. С. 10–11.
4. Бондаренко О., Струк Т. Основні напрямки покращення підготовки перекладачів на базі ВНЗ. Зміст підготовки перекладачів та сучасні вимоги професії: наук. практ. конф. Дніпропетровськ : Дніпропетровський університет імені Альфреда Нобеля, 2014. С. 7–14.
5. Бруссард М. Искусственный интеллект. Пределы возможного. М. : Альпина нон-фикшн, 2020. 362 с.
6. Дєнєжніков С. С. Супертехнології штучного інтелекту в трансгуманістичному дискурсі. Філософія науки: традиція та інновації, 2013. № 2. С. 132–141.
7. Дьоміна Н. Усний машинний переклад як він є (і як його немає). URL : https://everest-center.com/usnij-mashinnij-pereklad-yak-vin-ye-i-yak-jogonemaye/ (дата звернення: 20.06.2024).

8. Ємельянова О. В., Мовчан Д. В., Баранова С. В. XXI століття – нова ера можливостей для студентів перекладачів. Проблеми освіти : збірник наукових праць, 2018. Вип. 89. С. 134–144.
9. Єфіменко С. Визначення поняття інтелекту у різних концепціях психолого-педагогічних досліджень. Наукові записки Кіровоградського державного педагогічного університету імені Володимира Винниченка. Сер.: Педагогічні науки, 2013. Вип. 121(2). С. 90–95.
10. Івашкевич Л. С. Потенціал опанування CAT-інструментів у системі підготовки сучасних перекладачів. Молодий вчений, 2019. № 2(2). С. 469–473.
11. Ігнатенко В. Д. Використання сучасних інформаційних технологій у підготовці майбутніх філологів. Іноземні мови, 2020. № 1(101). С. 37–42.
12. Засоби штучного інтелекту : навч. посіб. / Р. О. Ткаченко, Н. О. Кустра, О. М. Павлюк, У. В. Поліщук; М-во освіти і науки України, Нац. ун-т «Львів. політехніка». Львів : Вид-во Львів. політехніки, 2014. 204 с.
13. Кадикало А. Проблемність визначення свідомості та штучний інтелект. Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Філософські науки, 2014. № 780. С. 9–16.
14. Красуля А., Швіндіна Г. Міжнародне колаборативне онлайн навчання: нова парадигма вищої освіти. Подолання мовних та комунікативних бар’єрів: освіта, наука, культура : збірник наукових праць / за заг. ред. О. В. Ковтун, 2020. С. 170–173.
15. Машинний переклад. URL : https://uk.wikipedia.org/wiki/Машинний_переклад (дата звернення: 20.06.2024).
16. Методи та системи штучного інтелекту : навч. посіб. / укл. Д. В. Лубко, С. В. Шаров. Мелітополь : ФОП Однорог Т. В., 2019. 264 с.

17. Ольховська А. С. Теоретичні передумови розробки курсу «Сучасні перекладацькі технології. Системи автоматизації перекладу». Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2016. №4. С. 108–114.
18. Ольховська А. CAT-програми у структурі навчання майбутніх перекладачів. Педагогічні науки, 2015. Вип. 63. С. 75–81.
19. Системи штучного інтелекту: навч. посіб. / Ю. В. Нікольський, В. В. Пасічник, Ю. М. Щербина; за наук. ред. В. В. Пасічника; М-во освіти і науки, молоді та спорту України. 2-ге вид., виправл. та доповн. Львів: Магнолія-2006, 2013. 279 с. 80
20. Соболь Н. М. Інтерактивні технології навчання у підготовці перекладачів у вищих навчальних закладах. Вісник Національної академії Державної прикордонної служби України. Серія: Педагогічні науки, 2012. № 5. URL : http://archive.nbuv.gov.ua/e-journals/Vnadps/2012_5/12snmvnz.pdf (дата звернення: 20.06.2024).
21. Anokhina T., Kobyakova I., Shvachko S. Going parallel: using earlier translations as background for facilitating re-translation technique / 4 th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2020). Lviv, Ukraine, April 23-24, 2020. Vol. 2604. P. 249–258.
22. Bondarenko O. Academia expectations versus industry reality. Multilingual, 2015. P. 31–34.
23. Bowler L., Barlow M. Bilingual Concordances and Translation Memories: A Comparative Evaluation. Language Resources for Translation Work, Research and Training: Second International Workshop, 2004: proceedings. Stroudsburg, 2004. P. 70–79.
24. Bowler L. Computer Aided Translation Technology: A Practical Introduction. Ottawa : University of Ottawa Press, 2002. 185 p.
25. Copeland B. J. What is Artificial Intelligence? URL : http://www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/what_is_AI /What%20is%20AI09.html (дата звернення: 20.06.2024).

26. Google’s Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. URL : https://arxiv.org/abs/1609.08144/ (дата звернення: 20.06.2024).
27. Kenny D., Way A. Teaching Machine Translation & Translating Technology: A Contrastive Study. Workshop on Teaching Machine Translation: VIII MTSummit. Geneva, 2004. URL : http://www.dlsi.ua.es/tmt/docum/TMT2.pdf (дата звернення: 20.06.2024).
28. Kobyakova I., Shvachko S. Teaching Translation: Objective and Methods. Advanced Education. Kyiv : Kyiv Polytechnic Institute, 2016. № 5. P. 9–13.
29. MemoQ | Translation and Localization Management Solutions. URL : https://www.memoq.com/ (дата звернення: 20.06.2024).
30. SDL Trados. URL : https://www.sdltrados.com (дата звернення: 20.06.2024).
31. SmartCAT. URL : https://ru.smartcat.ai/cat-tool/ (дата звернення: 20.06.2024).
32. Raising productivity of automated translation: The factor of terminology. URL : https://www.tcworld.info/e-magazine/translation-and-localization/raisingproductivity-of-automated-translation-the-factor-of-terminology-475/ (дата звернення: 20.06.2024).
33. Міщенко А. Лінгвістика фахових мов та сучасна модель науково-технічного перекладу. Вінниця: Нова Книга, 2013. 448 с.
34. Павлова О. Терміни, професіоналізми та номенклатурні знаки (до проблеми класифікації). URL: http://www.nbuv.gov.ua/ portal/natural/Vnulp/Ukr_term/2008_620/ 09.pdf. (дата звернення 19.03.2024).
35. Перекладач Google URL: https://translate.google.com/?hl=uk (дата звернення 18.03.2024).
36. Ставицька Л. Проблеми вивчення жаргонної лексики: Соціолінгвістичний аспект. Українська мова. 2001. No 1. С. 55–68.

37. Сленг. Енциклопедія українознавства: Словникова частина: В 11 т./ гол. ред. проф., д-р В. Кубійович; Наукове товариство ім. Шевченка; Париж; Нью-Йорк; Л.: Молоде життя, 1954–2003. Т. 8. С. 2881.
38. Google покращує свій онлайн-перекладач. Наука і технології. URL: http://www.lifeukr.net/archives/31536 (дата звернення 13.03.2024).
39. Military dictionary by William Duane. URL: https://archive.org/details/2552043R.nlm.nih.gov/page/n15/mode/2up. (дата звернення 20.03.2024).
40. Military slang. URL: www.howlingpixel.com7 (дата звернення 19.03.2024)

41. Арнольд І. В. Стилістика. Сучасна англійська мова: підручник / І. В. Арнольд. – М: Флінта, 2016. – 384 с.

АНОТАЦІЯ

(Радавський Віктор Олександрович) «Дослідження можливостей нейромереж для автоматизованого перекладу». Дипломна робота освітнього рівня – магістр, на правах рукопису. Спеціальність – 035.10 Філологія (Прикладна Лінгвістика). –Луцьк, 2024.

Магістерська робота присвячена дослідженню можливостей нейромереж в системах автоматизованого перекладу. Актуальність теми зумовлена зростаючою потребою у швидкому, точному та зрозумілому перекладі текстів у сучасному світі, де обсяг інформації невпинно зростає. Глобалізація, розвиток міжнародного бізнесу, науки, техніки та культурного обміну створюють постійний попит на ефективні рішення для подолання мовних бар'єрів. Використання нейромереж відкриває нові перспективи для вдосконалення автоматизованих систем перекладу завдяки їхній здатності обробляти великі обсяги даних та адаптуватися до мовних особливостей.

У теоретичному розділі роботи розглянуто історію та сучасний стан автоматизованого перекладу, детально проаналізовано ключові методи та підходи до його реалізації. Особливу увагу приділено технічним аспектам нейромереж та їх ролі в процесі перекладу. Досліджено виклики, які виникають у роботі нейромереж, зокрема адаптацію до контексту, обробку неоднозначностей та специфічної термінології.

Практичний розділ роботи включає експериментальне дослідження з порівняння ефективності різних моделей нейромереж для автоматизованого перекладу. Проведено аналіз переваг і недоліків сучасних систем на основі тестування конкретних текстових наборів, що охоплюють різні стилі та тематики. Визначено перспективні напрями оптимізації моделей з урахуванням якості перекладу, швидкості обробки та можливостей адаптації до різних мовних пар.

Результати дослідження дозволили сформулювати рекомендації для розробників систем автоматизованого перекладу, орієнтовані на підвищення їх ефективності. Розкрито перспективи застосування нейромереж у різних сферах діяльності, де точний переклад є критично важливим. Визначено потенціал розвитку автоматизованого перекладу у контексті подальшого вдосконалення алгоритмів штучного інтелекту.

Ключові слова: *автоматизований переклад, нейромережі, обробка природної мови, якість перекладу, оптимізація моделей, мовні бар'єри.*

ANNOTATION

(Radavskyi Viktor) "The Capabilities of Neural Networks for Machine Translation". Master's thesis, educational level – master, manuscript format. Specialty – 035.10 Philology (Applied Linguistics). – Lutsk, 2024.

The master's thesis is devoted to researching the capabilities of neural networks in machine translation systems. The relevance of the topic is determined by the growing need for fast, accurate, and comprehensible text translation in today's world, where the volume of information is constantly increasing. Globalization, the development of international business, science, technology, and cultural exchange create a constant demand for effective solutions to overcome language barriers. The use of neural networks opens new prospects for improving machine translation systems due to their ability to process large volumes of data and adapt to linguistic features.

The theoretical section of the thesis examines the history and current state of machine translation and provides a detailed analysis of key methods and approaches to its implementation. Particular attention is paid to the technical aspects of neural networks and their role in the translation process. The research investigates challenges faced by neural networks, including context adaptation, handling ambiguities, and processing specialized terminology.

The practical section of the thesis includes an experimental study comparing the effectiveness of various neural network models for machine translation. An analysis of the advantages and disadvantages of modern systems is conducted based on testing specific text datasets that encompass various styles and topics. Promising directions for optimizing models are identified, considering translation quality, processing speed, and adaptability to different language pairs.

The results of the research enabled the formulation of recommendations for developers of machine translation systems aimed at enhancing their efficiency. The study highlights the prospects of applying neural networks in various fields where accurate translation is critically important. The potential for

the development of machine translation is identified in the context of further improvement of artificial intelligence algorithms.

Keywords: *machine translation, neural networks, natural language processing, translation quality, model optimization, language barriers.*