КПІ ім. Ігоря Сікорського

Навчально-науковий інститут прикладного системного аналізу

Кафедра Системного проектування

Розрахункова графічна робота

На тему «Системи машинного перекладу»

Виконав:

Студент групи ДА-02

Білявський Віктор Вікторович.

Київ – 2023

Зміст

[Вступ 3](#_Toc152157151)

[Актуальність теми 3](#_Toc152157152)

[Мета роботи 3](#_Toc152157153)

[Основна частина 3](#_Toc152157154)

[Історія розвитку машинного перекладу 3](#_Toc152157155)

[Принципи роботи систем машинного перекладу 5](#_Toc152157156)

[Статистичний машинний переклад 6](#_Toc152157157)

[Нейронний машинний переклад 8](#_Toc152157158)

[Практичний аспект машинного перекладу 13](#_Toc152157159)

[Сучасні досягнення машинного перекладу 14](#_Toc152157160)

[Висновок 14](#_Toc152157161)

[Джерела та використана література 16](#_Toc152157162)

# Вступ

## Актуальність теми

Зростання потреби в міжнародному спілкуванні визначається наявністю нових викликів та можливостей, які виникають у зв'язку із глобалізацією та розвитком технологій.

Неможливо уявити сучасне життя без речей не пов’язаних з іншою країною, її культурою, а відповідно і її мовою. Майже неможливо уявити ведення бізнесу чи якогось проєкту ігноруючи міжнародний контекст: у бізнесі це є міжнародними ринками, інструментами та ресурсами; у науці чи інших сферах – це міжнародна співпраця. Але навіщо звертатися до таких складних прикладів, коли є найпростіший – базове споживання інформації у суспільстві: розважальний медіа-контент, новини, навчальні матеріали тощо.

Для розуміння глобальної інформації потрібно або знати всі можливі мови якими подається ця інформація, що є доволі складною умовою, яка не є під силу абсолютній більшості людей у світі, або ж використовувати доступні інструменти для перекладу. Відповідно, як і завжди, потреба в споживанні спонукла розвиток та вдосконалення таких інструментів – систем машинного перекладу.

Розвиток машинного перекладу призвів до розвитку всіх інших галузей у глобальному контексті, відкривши можливості для легкого формування міжнародної співпраці. Особливо це помітно в технічних галузях, адже їх терміни і мова є більш чіткими і визначеними, ніж в гуманітарних, таких як художня література тощо.

## Мета роботи

Метою даної розрахункової графічної роботи є дослідження систем машинного перекладу та визначення їх вплину на сучасне суспільство.

# Основна частина

## Історія розвитку машинного перекладу

Витоки машинного перекладу можна простежити до роботи Аль-Кінді , арабського криптографа 9-го століття , який розробив методи системного мовного перекладу, включаючи криптоаналіз , частотний аналіз , імовірність і статистику , які використовуються в сучасному машинному перекладі. Ідея машинного перекладу з’явилася пізніше в 17 столітті. У 1629 році Рене Декарт запропонував універсальну мову з еквівалентними ідеями в різних мовах, що мають один символ.

У середині 1930-х років Жорж Арцруні подав заявку на перші патенти на «перекладаючі машини» для автоматичного двомовного словника з використанням паперової стрічки. Росіянин Петро Троянський подав більш детальну пропозицію, яка включала як двомовний словник, так і метод роботи з граматичними ролями між мовами, заснований на граматичній системі есперанто.

Перший набір пропозицій щодо комп’ютерного машинного перекладу був представлений у 1949 році Уорреном Уівером, дослідником Фонду Рокфеллера, «Меморандум про переклад». Ці пропозиції ґрунтувалися на теорії інформації, успіхах у зламі кодів під час Другої світової війни та теоріях про універсальні принципи, що лежать в основі природної мови.

У 1950-х роках машинний переклад став реальністю в дослідженнях. Джорджтаунський експеримент, який передбачав успішний повністю автоматичний переклад понад шістдесяти російських речень на англійську мову в 1954 році, був одним із найперших зареєстрованих проектів. Дослідники Джорджтаунського експерименту стверджували, що проблема машинного перекладу буде вирішена протягом трьох-п’яти років. Успіх експерименту спонукнув до збільшення фінансування дослідження даної області.

Проте, їх прогрес протягом 10 років не виправдав очікувань. У 1966 році у звіті ALPAC, який було створено на замовлення уряду США, було зроблено висновок, що машинний переклад є дорожчим, менш точним і повільнішим, ніж переклад людиною, і що, незважаючи на витрати, машинний переклад навряд чи досягне якості перекладача людини в найближчому майбутньому. Тому фінансування дослідження цієї галузі різко скоротили. Публікація звіту справила глибокий вплив на дослідження машинного перекладу в Сполучених Штатах і, меншою мірою, в Радянському Союзі та Великій Британії. Дослідження, принаймні в США, були майже повністю залишені протягом десяти років.

Однак у Канаді, Франції та Німеччині дослідження тривали. У США основним винятком були засновники Systran (Пітер Тома) і Logos (Бернард Скотт), які заснували свої компанії в 1968 і 1970 роках відповідно і обслуговували Міністерство оборони США. У 1970 році система Systran була встановлена для ВПС Сполучених Штатів, а згодом Комісією Європейських Співтовариств у 1976 році.

У той час як дослідження в 1960-х роках зосереджувались на обмежених мовних парах і вхідних даних, у 1970-х роках попит був на недорогі системи, які могли перекладати низку технічних і комерційних документів. Цей попит був викликаний зростанням глобалізації та попитом на переклад у Канаді, Європі та Японії.

Наприкінці 1980-х років відбувся великий сплеск нових методів машинного перекладу. В IBM була розроблена одна система , яка базувалася на статистичних методах . Макото Нагао та його група використовували методи, засновані на великій кількості прикладів перекладу, техніку, яку зараз називають машинним перекладом на основі прикладів. Визначальною рисою обох цих підходів було нехтування синтаксичними та семантичними правилами та покладання натомість на маніпулювання великими текстовими корпусами.

Сфера машинного перекладу зазнала великих змін у 2000-х роках. Було проведено велику кількість досліджень щодо статистичного машинного перекладу та машинного перекладу на основі прикладів. У сфері перекладу мови дослідження було зосереджено на переході від систем з обмеженим доменом до систем перекладу з необмеженим доменом (тобто теми та галузі не є обмеженими конкретним набором). Французько-німецький проект Quaero досліджував можливість використання машинного перекладу в багатомовному інтернеті. Проект мав на меті перекладати не лише веб-сторінки, а й відео- та аудіофайли в Інтернеті.

За останнє десятиліття на зміну статистичному машинному перекладу прийшли методи нейронного машинного перекладу (НМП). Термін "нейронний машинний переклад" був запропонований Багданау та іншими, і Суцкевером та іншими, які також опублікували перші дослідження на цю тему в 2014 році. Нейронні мережі потребують лише частину пам'яті, необхідної статистичним моделям, а цілі речення можна моделювати в інтегрований спосіб.

Незважаючи на те, що не існує автономної системи «повністю автоматичного високоякісного перекладу необмеженого тексту», зараз є багато доступних програм, які здатні надавати корисні результати в межах суворих обмежень. Такими програмами наприклад є Google Translate, Microsoft Translator, DeepL Translate тощо.

## Принципи роботи систем машинного перекладу

Основні проблеми всіх систем машинного перекладу (далі МП) стосуються вирішення лексичної та структурної неоднозначності, як всередині мов (одномовна неоднозначність), так і між мовами (двомовна неоднозначність). Будь-яка одномовна неоднозначність є потенційною проблемою при перекладі, оскільки існує більш ніж один можливий еквівалент. Омографи та полісемії (англ. cry, фр. voler) повинні бути вирішені перед перекладом (фр. pleurer або crier, англ. fly або steal); неоднозначності граматичних категорій (англ. light як іменник, прикметник або дієслово, face як іменник або дієслово) також повинні бути вирішені. Приклади одномовної структурної неоднозначності трапляються тоді, коли слово або словосполучення потенційно може змінювати більше одного елемента речення. Прийменникові словосполучення можуть змінювати майже будь-яке попереднє дієслівне або іменне словосполучення.

Історично системи машинного перекладу поступово впроваджували "глибші" рівні аналізу та перекладу. Статистичний машинний переклад (СМП) - це підхід до машинного перекладу, який витіснив попередній підхід, заснований на правилах, оскільки він вимагав чіткого опису кожного лінгвістичного правила, який був дорогим і часто не узагальнювався на інші мови.

### Статистичний машинний переклад

Ідея статистичного машинного перекладу походить з теорії інформації. Документ перекладається відповідно до розподілу ймовірностей , що рядок цільовою мовою (наприклад, англійською) є перекладом рядка f вихідною мовою (наприклад, французькою). До проблеми моделювання розподілу ймовірностей підходили по-різному. Один з підходів, який добре піддається комп'ютерній реалізації, полягає в застосуванні теореми Байєса, тобто , де модель перекладу – це ймовірність того, що вихідний рядок є перекладом цільового рядка, а мовна модель – це ймовірність побачити цей рядок цільовою мовою. Така декомпозиція приваблива тим, що розбиває проблему на дві підпроблеми. Пошук найкращого перекладу здійснюється шляхом вибору перекладу, який дає найбільшу ймовірність:

Для строгої реалізації цього потрібно було б виконати вичерпний пошук, перебравши всі рядки в рідній мові. Ефективне виконання пошуку – це робота декодера машинного перекладу, який використовує іншомовний рядок, евристики та інші методи, щоб обмежити простір пошуку і в той же час зберегти прийнятну якість. Такий компроміс між якістю та витратами часу можна знайти і в розпізнаванні мовлення.

Оскільки системи перекладу не могли зберігати всі оригінальні рядки та їхні переклади, документ зазвичай перекладали речення за реченням, але навіть цього було недостатньо. Мовні моделі зазвичай апроксимувалися згладженими n-грамовими моделями, і подібні підходи застосовувалися до моделей перекладу, але виникала додаткова складність через різну довжину речень і порядок слів у мовах.

Статистичні моделі перекладу спочатку базувалися на словах (моделі 1-5 від IBM Hidden Markov, модель Стефана Фогеля та модель 6 від Франца-Йозефа Оха), але значного прогресу було досягнуто з впровадженням моделей на основі фраз. Пізніші роботи включали синтаксис або квазісинтаксичні структури.

Найчастіше згадувалися такі переваги статистичного машинного перекладу над підходом, заснованим на правилах:

* Ефективніше використання людських ресурсів і даних
  + Існувало багато паралельних текстів у машинозчитуваному форматі і ще більше одномовних даних.
  + Як правило, системи SMT не були пристосовані до якоїсь конкретної пари мов.
* Більш вільний переклад завдяки використанню мовної моделі

Найчастіше згадувані недоліки:

* Створення корпусу (велика і стуктурована колекція паралельного тексту) може бути дорогим.
* Конкретні помилки важко передбачити та виправити.
* Результати можуть мати поверхневий вигляд, що маскує проблеми з перекладом.
* Статистичний машинний переклад зазвичай працює менш ефективно для мовних пар зі значно різним порядком слів.
* Переваги, отримані для перекладу між західноєвропейськими мовами, не є репрезентативними для інших мовних пар через менші навчальні корпуси та більші граматичні відмінності.

У фразовому перекладі метою було зменшити обмеження перекладу на основі слів, перекладаючи цілі послідовності слів, довжина яких може бути різною. Послідовності слів називалися блоками або фразами, однак, як правило, це були не лінгвістичні фрази, а фрази, які були знайдені за допомогою статистичних методів з корпусів. Було показано, що обмеження фраз лінгвістичними словосполученнями (синтаксично мотивованими групами слів) знижувало якість перекладу.

Вибрані фрази були далі зіставлені один до одного на основі таблиці перекладу фраз, і їх можна було переупорядковувати. Цю таблицю можна було вивчити на основі вирівнювання слів або безпосередньо з паралельного корпусу. Друга модель навчалася за допомогою алгоритму максимізації математичного сподівання, подібно до моделі IBM на основі слів.

Синтаксичний переклад ґрунтувався на ідеї перекладу синтаксичних одиниць, а не окремих слів або рядків слів (як у фразовому перекладі), тобто (часткових) дерев розбору речень/висловлювань. До 1990-х років, з появою потужних стохастичних синтаксичних аналізаторів, статистичний аналог старої ідеї синтаксичного перекладу не набув популярності. Прикладами такого підходу були МП на основі DOP (Data-oriented parsing) і пізніші синхронні контекстно-вільні граматики.

Ієрархічний фразовий переклад поєднує в собі фразовий і синтаксичний підходи до перекладу. Він використовує синхронні контекстно-вільні граматичні правила, але граматики можуть бути побудовані за допомогою розширення методів фразового перекладу без посилання на лінгвістично мотивовані синтаксичні складові. Ця ідея була вперше представлена в системі Hiero Чанга (2005).

### Нейронний машинний переклад

Починаючи з 2003 року, статистичний підхід поступово витісняється підходом на основі нейронних мереж, що базується на глибокому навчанні.

Відкриття нейронних мереж дало поштовх розвитку різних галузей у сфері обробки природної мови (NLP). Однак довгий час інтеграція нейронних мереж у системи машинного перекладу була досить незначною. Перші спроби використовували нейронні мовні моделі для мови перекладу з прямим зв'язком для переранжування перекладацьких решіток. Перші нейромовні моделі, які також враховували вихідну мову, розширили цю ідею, використовуючи ту саму модель з двомовними кортежами замість слів цільової мови, оцінюючи пари фраз безпосередньо за допомогою мережі прямого поширення або додаючи вікно вихідного контексту до нейромовної моделі. Калчбреннер і Блансом (2013) та Чо та ін. (2014) представили рекурентні мережі для моделювання перекладу. Усі ці підходи застосовували нейронні мережі як компоненти традиційної статистичної системи машинного перекладу.

Нейронний машинний переклад (НМТ) подолав цей поділ, використовуючи єдину велику нейронну мережу, яка безпосередньо перетворює вихідне речення на цільове. Поява NMT, безумовно, є однією з найважливіших етапів в історії перекладу і призвела до радикального та несподіваного відходу від багатьох попередніх дослідницьких напрямків. Це, мабуть, найкраще відображає вибух наукових публікацій, пов'язаних з НМТ, за останні кілька років (рис. 1), а також велика кількість загальнодоступних інструментальних засобів НМТ (рис. 2). NMT вже широко застосовується в промисловості і розгорнута у виробничих системах Google, Microsoft, Facebook, Amazon, SDL та багатьох інших.

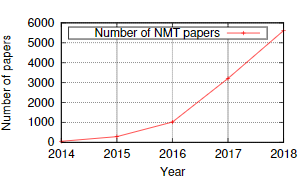


Рисунок 1 Кількість статей, в яких згадується "нейронний машинний переклад" за рік, за даними Google Scholar.

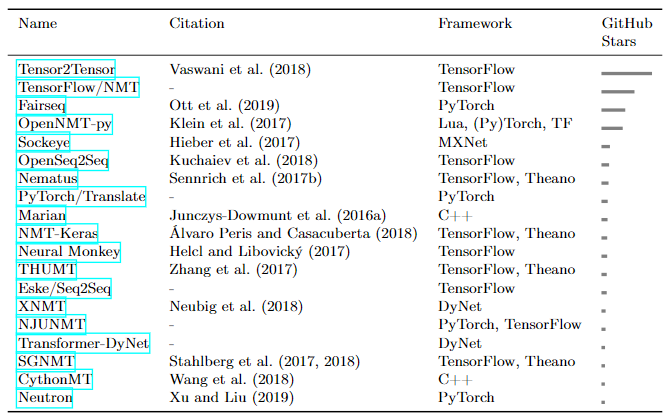


Рисунок 2 Інструменти NMT, які були оновлені за останній рік (станом на 2019 рік). Зірки GitHub вказують на популярність інструментів на GitHub.

Представлення слів або фраз у вигляді неперервних векторів є, мабуть, одним із ключових у коннекціоністських моделях NLP. Одним з перших успішних застосувань неперервного представлення слів у просторі були мовні моделі. Ключова ідея полягає в тому, щоб представити слово у вигляді адитивного вектора дійсних чисел. Розмір d шару вбудовування зазвичай вибирається набагато меншим за розмір словника (). Відображення від слова до його розподіленого представлення можна представити матрицею вбудовування . Стовпець матриці E (позначається як ) містить d-вимірне представлення для слова x.

Навчені безперервні представлення слів мають потенціал для виявлення морфологічної, синтаксичної та семантичної схожості між словами. У нейромашинному перекладі матриці вбудовування зазвичай навчаються разом з рештою мережі за допомогою зворотного поширення та градієнтного оптимізатора, наприклад, стохастичного градієнтного спуску. В інших галузях NLP попередньо навчені вставки слів, навчені на немаркованому тексті, набули повсюдного поширення. Методи навчання вбудовування слів на необробленому тексті часто враховують контекст, в якому слово зустрічається найчастіше, або використовують міжмовну інформацію для покращення вбудовування.

Нещодавно з'явився новий тип контекстуалізованих вбудовувань слів, який набуває популярності в різних галузях NLP. Контекстуалізовані репрезентації залежать не тільки від самого слова, але й від усього вхідного речення. Таким чином, вони не можуть бути описані однією матрицею вбудовування, але зазвичай генеруються нейронними моделями послідовностей, які були навчені відповідно до мети мовної моделі. Більшість підходів використовують архітектури LSTM або Transformer, але відрізняються тим, як ці архітектури використовуються для обчислення представлень слів. Контекстуалізовані вставки слів випередили сучасний рівень у кількох тестах NLP. Голдберг показав, що контекстуалізовані вставки надзвичайно чутливі до синтаксису. Choiet та інші у 2017 році повідомили про переваги контекстуалізації вбудовування слів у НМП за допомогою пакета слів.

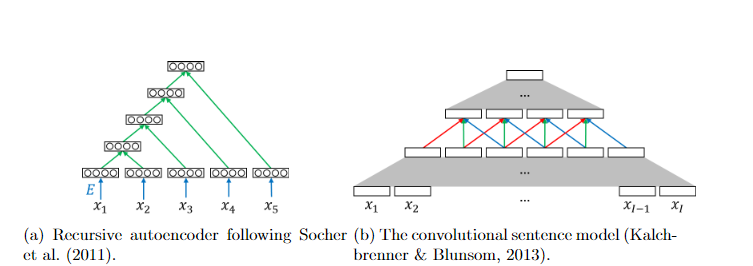


Рисунок 3 Архітектури вбудовування фраз і речень. Кольорове кодування вказує на розподіл ваги.

Альхбреннер і Блансом (2013) були першими, хто поставив розподіл речень цільового речення в залежність від розподіленого представлення вихідного речення фіксованої довжини. Їхні моделі рекурентно-безперервного перекладу (RCTM) I і II базуються на сімействі так званих мереж кодерів-декодерів, які на сьогоднішній день є домінуючою архітектурою для NMT. Мережі кодер-декодер поділяються на мережі кодерів, які обчислюють представлення вихідного речення, і мережі декодерів, які генерують цільове речення на основі цього представлення. Позначимо вихідне речення як , а цільове речення як . Більшість існуючих моделей NMT є авторегресійними і, таким чином, визначають розподіл ймовірностей над цільовими реченнями шляхом розкладання його на множники:

Різні архітектури кодерів-декодерів суттєво відрізняються за способом моделювання розподілу . Спочатку ми обговоримо мережі кодерів-декодерів, в яких кодер представляє вихідне речення у вигляді вектора фіксованої довжини. Умовні позначення . моделюються як:

де – прихований стан рекурентної нейронної мережі (декодера). Закриті функції активації, такі як довга короткочасна пам'ять (LSTM) або закритий рекурентний блок (GRU), зазвичай використовуються для полегшення проблеми зникаючого градієнта, яка ускладнює навчання RNN для захоплення довгострокових залежностей. Глибокі архітектури з накопичувальними комірками LSTM були використані в роботі Sutskever та ін. (2014). Кодер може бути згортковою мережею, як у RCTM I, LSTM-мережею або GRU-мережею. – це мережа прямого поширення з м'яким максимальним шаром на кінці, яка приймає на вхід стани декодераj та вбудовування попереднього цільового токен . Крім того, може також приймати на вхід кодування вихідного речення як умову для вихідного речення. Крім того, просто використовується для ініціалізації станів декодера . На рис. 4 показано обидва методи. Інтуїтивно зрозуміло, що після того, як вихідне речення закодовано, декодер починає генерувати символ першого цільового , який потім повертається назад до мережі декодерів для створення другого символа . Алгоритм завершується, коли мережа генерує символ кінця речення </s>.

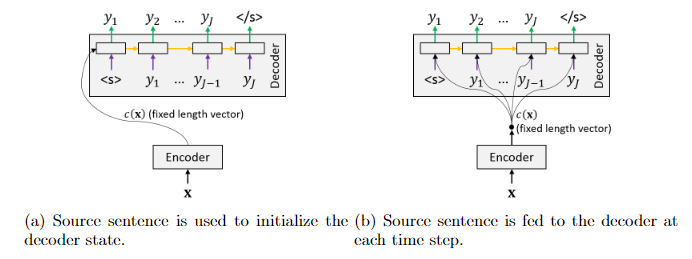


Рисунок 4 Архітектури кодер-декодер з кодуванням речень фіксованої довжини.Кольорове кодування вказує на розподіл ваги.

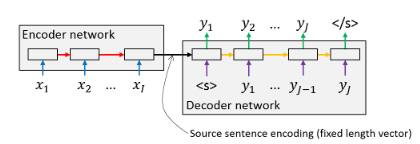


Рисунок 5 Архітектура кодера-декодера Sutskever et al. (2014). Кольорове кодування вказує на розподіл ваги.

На рис. 5 показано повну архітектуру Sutskever та ін. (2014), які представили одну з перших працюючих автономних систем NMT, що не покладалися на жодну базову лінію SMT. Однією з причин, чому ця стаття стала новаторською, є простота архітектури, яка різко контрастує з традиційними системами SMT, що використовували дуже велику кількість високотехнологічних функцій.

Однією з проблем ранніх моделей NMT, яку досі не вирішено повністю, є те, що вони часто давали поганий переклад довгих речень. Cho та ін. (2014a) припустили, що цей недолік пов'язаний із кодуванням речень фіксованої довжини: речення різної довжини передають різну кількість інформації. Тому, незважаючи на те, що вектор фіксованої довжини підходить для коротких речень, він "не має достатньої потужності для кодування довгих речень зі складною структурою та змістом".

Bahdanau та ін. (2015) ввели поняття уваги, щоб уникнути представлення вихідного речення фіксованої довжини. У їхній моделі більше не використовується постійний вектор контексту , який кодує все вихідне речення. Навпаки, уважний декодер може зосередити свою увагу на частинах вихідного речення, які є корисними для створення наступної лексеми. Таким чином, постійний вектор контексту замінюється серією векторів контексту , по одному для кожного часового кроку j.

Концепція уваги перестала бути просто технікою для покращення перекладу довгих речень. Відтоді, як її ввели Багданау та ін. (2015), вона стала невід'ємною частиною різних архітектур NMT, а кульмінацією стала архітектура Transformer, яка повністю базується на увазі. Увага також виявилася ефективною для розпізнавання об'єктів, генерації підписів до зображень, опису відео, розпізнавання мови, міжмовного вирівнювання тексту, біоінформатики, узагальнення тексту, нормалізації тексту, виправлення граматичних помилок, відповідей на запитання, розуміння природної мови та висновків, виявлення невизначеності, фотооптичного розпізнавання символів і розмови природною мовою.

NMT-моделі зазвичай навчаються за допомогою зворотного поширення та градієнтного оптимізатора, такого як Adadelta, з перехресними втратами ентропії. Сучасні архітектури NMT, такі як Transformer, ConvS2S або рекурентні мережі з комірками LSTM або GRU, допомагають вирішити відомі проблеми навчання, такі як зникаючі градієнти.

Однак є свідчення того, що оптимізатор все ще не використовує весь потенціал NMT моделей і часто застряє в субоптимальних значеннях:

1. NMT-моделі сильно відрізняються за продуктивністю, навіть якщо вони використовують абсолютно однакову архітектуру, навчальні дані та навчаються за однакову кількість ітерацій. Sennrich та ін.(2016c) спостерігали до 1 BLEU (bilingual evaluation understudy) різницю між різними моделями.
2. NMT-ансамблювання об'єднує оцінки декількох окремо навчених NMT-моделей одного типу. Ансамблі НМТ стабільно перевершують окремі НМТ з великим відривом. Досягнутий приріст завдяки ансамблюванню може вказувати на труднощі в навчанні окремих моделей.

# Практичний аспект машинного перекладу

Сьогодні системи машинного перекладу використовуються ледь не у кожній сфері нашого життя: від дозвілля до професійних аспектів. Наприклад:

* Освіта

Студенти та викладачі використовують системи машинного перекладу для перекладу наукових статей, книг та інших матеріалів для навчання та досліджень.

* Бізнес

Компанії використовують ці системи для перекладу документів, електронних листів, веб-сайтів, конференцій та інших матеріалів для міжнародного бізнесу.

* Туризм

Туристи та гіди використовують системи машинного перекладу для перекладу меню, дорожніх знаків, інформації про визити та інших матеріалів під час подорожей.

* Технології

Розробники програмного забезпечення та інженери використовують ці системи для перекладу технічної документації та інтерфейсів користувача.

* Соціальні медіа

Користувачі соціальних медіа використовують системи машинного перекладу для перекладу постів та коментарів на інших мовах.

# Сучасні досягнення машинного перекладу

На сьогоднішній день машинний переклад спонукнув розвиток такого важливого етапу технологічного прогресу як великі мовні моделі (LLM).

LLM представляють собою значний крок вперед у здатності обробляти та розуміти людську мову. Їх потенційні можливості застовування починаютсья від подолання мовних бар’єрів за допомогою служб перекладу, таких як Google Translate, DeepL Translate, Microsoft Translator, до генрування тексту та відповідей на запитання за допомого мереж GPT-4 від OpenAI, LLaMa-2 від Meta, чи Bard від Google.

LLM найчастіше використовують архітектуру типу transformer, яка з 2018 року стала стандартною технікою глибоко навчання для послідовних даних. Наразі для вирішення неоднозначеностей при перекладі використовуються багатомовні онтологічні ресурси типу WordNet та UWN.

Також МП активно інтегрується в мобільні додатки та онлайн-платформи. Це відбувається в тому числі через глобальне покращення доступністі мобільних пристроїв, та ріст кількості мобільних користувачів у мережі Інтернет.

# Висновок

Розвиток СМП супроводжувався численними викликами та проблемами: обмеження в ресурсах для досліджень сфери, обмеження в наявних обчислювальних потужностях, розпінавання смислових нюансів, культурних особливостей та розбіжностей у значеннях слів.

СМП виявилися неабияким каталізатором змін у сучасному суспільстві, створюючи нові можливості для міжнародного спілкування, розвитку бізнесу, науки та культурного обміну. Впровадження технологій перекладу розширює горизонти співпраці та взаєморозуміння, зменшуючи мовні бар'єри і сприяючи глибшій інтеграції різних культур у єдиному глобальному просторі.

Однак, незважаючи на досягнення, зазначається, що СМП мають свої виклики щодо покращення точності та ширшого використання мов. Це вимагає подальших досліджень та інновацій у галузі машинного перекладу.

Значущі напрямки подальших досліджень включають в себе розвиток технологій глибинного навчання, розширення бази даних та корпусів для навчання моделей, а також удосконалення алгоритмів адаптації до різноманітних мов та контекстів. Врахування культурних відмінностей та створення моделей, що здатні адаптуватися до змін мовного середовища, є критичними в аспекті подальшого розвитку систем машинного перекладу.

Усе це свідчить про те, що роль СМП в сучасному суспільстві стає все більш визначальною, та подальші дослідження у цій галузі є невід'ємною частиною стрімкого технологічного розвитку, спрямованого на полегшення комунікації та співпраці у світі без мовних обмежень.

# Джерела та використана література

1. HUTCHINS, John. Machine translation: History and general principles. The encyclopedia of languages and linguistics, 1994, 5: 2322-2332.
2. STAHLBERG, Felix. Neural machine translation: A review. Journal of Artificial Intelligence Research, 2020, 69: 343-418.
3. Statistical machine translation. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. <https://w.wiki/8K9V>
4. Large language model. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. <https://w.wiki/7Ty5>
5. Machine translation. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. <https://w.wiki/8K9e>
6. WU, Yonghui, et al. Google's neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation. arXiv preprint arXiv:1609.08144, 2016.
7. ALPAC Report Archived 2011-04-09 at the Wayback Machine, Language and Machines — Computers in Translation and Linguistics. A Report by the Automatic Language Processing Advisory Committee, Washington, DC, 1966
8. History of machine translation. In Wikipedia, The Free Encyclopedia. <https://w.wiki/8K9t>