

Чорноморський національний університет імені Петра Могили  
факультет філології  
Кафедра англійської філології та перекладу

«Допущено до захисту»

В. о. завідувача кафедри англійської філології та  
перекладу

\_\_\_\_\_ Вікторія АГЕСВА-КАРКАШАДЗЕ

“ \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2025 року

### **КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

на здобуття ступеня вищої освіти

магістр

на тему: **МОВНІ ТРАНСФОРМАЦІЇ В МАШИННОМУ ПЕРЕКЛАДІ:  
СТИЛІСТИЧНИЙ ТА СЕМАНТИЧНИЙ АНАЛІЗ ТЕКСТІВ,  
ЗГЕНЕРОВАНИХ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ**

Керівник: к. ф. н., доцент

Передерій Ганна Миколаївна

Рецензент: к. ф. н., доцент

Чумакова Ксенія Олександрівна

Виконала: здобувачка VI курсу групи 641М

Донець Діана Андріївна

Спеціальності: 035 «Філологія»

ОПП: «Сучасна англомовна комунікація і переклад  
– англійська мова і література та друга іноземна  
мова»

Миколаїв – 2025

Чорноморський національний університет імені Петра Могили

(повне найменування вищого навчального закладу)

<u>Інститут, факультет, відділення</u>	<u>факультет філології</u>
<u>Кафедра, циклова комісія</u>	<u>кафедра англійської філології та перекладу</u>
<u>Рівень вищої освіти</u>	<u>другий (магістерський)</u>
<u>Спеціальність</u>	<u>035 «Філологія»</u>
<u>ОПП / ОНП</u>	<u>«Сучасна англомовна комунікація і переклад – англійська мова і література та друга іноземна мова»</u>

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри англійської філології та перекладу

Вікторія АГЕСВА-КАРКАШАДЗЕ

“ ” 2025 року

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧА**

**Донець Діани Андріївни**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту (роботи): Мовні трансформації в машинному перекладі: стилістичний та семантичний аналіз текстів, згенерованих штучним інтелектом

керівник роботи: Передерій Ганна Миколаївна, канд.філол.наук, доцент  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від  
«21» листопада 2025 року № 291.







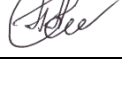
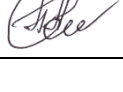
2. Строк подання здобувачем проекту (роботи) 12 грудня 2025 року

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: вступ, основна частина, висновок, список використаних джерел та літератури, додатки (якщо є).

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) згідно з планом кваліфікаційної роботи магістра.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) не планується.

## 6. Консультанти розділів проєкту (роботи)


Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис	
		завдання видав	завдання прийняв
Вступ	Передерій Г.М.		
Розділ 1	Передерій Г.М.		
Розділ 2	Передерій Г.М.		
Висновки	Передерій Г.М.		

7. Дата видачі завдання 21.11.2025

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1.	Вступ до кваліфікаційної роботи	вересень 2025	Виконано
2.	Розділ 1. Теоретичні засади мовних трансформацій у машинному перекладі	жовтень 2025	Виконано
3.	Розділ 2. Практичний аналіз стилістичних і семантичних трансформацій у текстах, згенерованих штучним інтелектом	листопад 2025	Виконано
4.	Висновки	листопад 2025	Виконано
5.	Науково-дослідницька практика	20.10 – 2.11. 2025	Виконано
6.	Оформлення списку використаних джерел та літератури, додатків	листопад 2025	Виконано
7.	Попередній захист	14 листопада 2025	Виконано
8.	Рецензія на дипломну роботу	2 грудня 2025	Виконано
9.	Захист дипломної роботи	16 грудня 2025	Виконано

Здобувач

  
(підпис)

**Донець Д.А.**

(прізвище та ініціали)

Керівник проєкту (роботи)

  
(підпис)

**Передерій Г.М.**

(прізвище та ініціали)

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОВНИХ ТРАНСФОРМАЦІЙ У МАШИННОМУ ПЕРЕКЛАДІ .....	6
1.1 Машинний переклад як феномен сучасної лінгвістики .....	6
1.2 Етапи розвитку технологій машинного перекладу: від правил до штучного інтелекту .....	12
1.3 Поняття мовної трансформації у перекладознавстві.....	16
1.4 Класифікація стилістичних і семантичних трансформацій .....	18
1.5 Особливості роботи нейронних мереж у процесі автоматизованого перекладу .....	22
1.6 Стилiстичнi та семантичнi проблеми вiдтворення змiсту текстiв штучним iнтелектом.....	33
2 СТИЛІСТИЧНІ ТА СЕМАНТИЧНІ ТРАНСФОРМАЦІЇ У ТЕКСТАХ, ЗГЕНЕРОВАНИХ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ.....	42
2.1 Методика дослідження мовних трансформацій у машинному перекладі.....	42
2.2 Порівняльний аналіз перекладів різних систем машинного перекладу (DeepL, ChatGPT) .....	45
2.3 Відтворення стилістичних особливостей текстів у машинному перекладі.....	64
2.4 Семантичні зсуви та зміни у передаванні значення .....	67
2.5 Типові помилки й закономірності мовних трансформацій .....	69
2.6 Узагальнення результатів стилістичного та семантичного аналізу.	72
ВИСНОВКИ .....	75
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....	77

## ВСТУП

Сучасний етап розвитку лінгвістики позначений активною інтеграцією цифрових технологій у мовну практику. Одним із найбільш динамічних напрямів є машинний переклад, який із допоміжного інструмента поступово перетворюється на самостійний феномен міжмовної комунікації. Створення та вдосконалення штучного інтелекту сприяє формуванню нових підходів до перекладацької діяльності, коли алгоритми здатні аналізувати контекст, структуру речень, семантику і навіть певні стилістичні риси. Проте питання точності, адекватності та стилістичної відповідності таких перекладів залишається відкритим і потребує глибокого лінгвістичного аналізу.

Вивчення мовних трансформацій у машинному перекладі є необхідним для розуміння того, яким чином штучний інтелект модифікує мову, адаптуючи її до іншої мовної системи. Це дослідження дає змогу оцінити, наскільки ШІ може передати не лише інформаційний зміст, а й емоційно-стилістичні відтінки, культурні коди та прагматичну функцію висловлення. Саме тому аналіз стилістичних і семантичних змін у текстах, згенерованих штучним інтелектом, має як теоретичну, так і практичну значущість для сучасної перекладознавчої науки.

Зростання популярності систем машинного перекладу, таких як Google Translate, DeepL, ChatGPT та інші, свідчить про зміну парадигми спілкування у світі, де швидкість і доступність інформації стають визначальними факторами. Однак ці системи, хоч і досягають високого рівня граматичної точності, часто демонструють втрати на семантичному рівні, порушення стилістичної гармонії та недосконалу передачу прагматичного контексту.

Актуальність теми полягає у потребі з'ясувати, як саме штучний інтелект перетворює мову, які типові помилки чи закономірності виникають при перекладі, і наскільки такі трансформації можна вважати допустимими в перекладацькому процесі. У ширшому контексті дослідження сприяє формуванню критичного підходу до використання машинного перекладу в академічному, журналістському, технічному та художньому дискурсах.

*Метою* кваліфікаційної роботи є виявлення, систематизація та аналіз мовних трансформацій (семантичних і стилістичних), які виникають у процесі машинного перекладу текстів, створених або перекладених штучним інтелектом, а також оцінка ступеня їхньої адекватності щодо людського перекладу.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно вирішити такі *завдання*:

- розглянути теоретичні засади машинного перекладу та його еволюцію у світовій лінгвістиці;
- визначити типи мовних трансформацій, характерних для машинного перекладу;
- проаналізувати переклади текстів, виконаних штучним інтелектом, і порівняти їх із перекладами людини;
- виявити основні типи стилістичних відхилень та семантичних втрат у згенерованих перекладах;
- узагальнити результати аналізу та запропонувати можливі шляхи вдосконалення алгоритмів перекладу.

*Об'єктом дослідження* є мовні трансформації – семантичні та стилістичні, що виникають у процесі автоматичного перекладу текстів різних жанрів і стилів.

*Предметом дослідження* є лінгвістичні механізми та принципи, за допомогою яких відбуваються семантичні й стилістичні трансформації у процесі машинного перекладу текстів, згенерованих штучним інтелектом.

*Матеріалом дослідження* є фрагменти статей онлайн-ресурсу The Ukrainians, перекладені людиною та сучасними системами машинного перекладу на основі нейромережових моделей штучного інтелекту (зокрема ChatGPT та DeepL).

У роботі застосовуються такі методи дослідження: порівняльно-зіставний, описовий, семантичний аналіз, стилістичний аналіз, метод кількісного аналізу та контекстуальний аналіз.

Практична цінність дослідження полягає у можливості використання його результатів для вдосконалення систем машинного перекладу з урахуванням стилістичних і семантичних особливостей мови, у навчальному процесі під час вивчення перекладознавства та комп'ютерної лінгвістики, а також у практичній діяльності перекладачів для підвищення якості редагування текстів, створених штучним інтелектом.

**Апробацію результатів дипломної роботи** було здійснено на XXVIII Всеукраїнській науково-практичній конференції «МОГИЛЯНСЬКІ ЧИТАННЯ – 2025: досвід та тенденції розвитку суспільства в Україні: глобальний, національний та регіональний аспекти» з темою «Мовні трансформації: семантико-стилістичний аспект».

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОВНИХ ТРАНСФОРМАЦІЙ У МАШИННОМУ ПЕРЕКЛАДІ

## 1.1 Машинний переклад як феномен сучасної лінгвістики

Машинний переклад (МП) упродовж останніх семи десятиліть еволюціонував із вузько-інженерного завдання автоматизації передачі повідомлень між мовами до ширшого міждисциплінарного феномену, який поєднує комп'ютерні науки, прикладну лінгвістику, когнітивні дослідження та соціальні науки. Історично виникнення інтересу до автоматичного перекладу пов'язане з першими спробами формалізувати мовні відповідності та обробку природної мови за допомогою обчислювальних моделей; класичні історичні огляди наголошують, що перші системні дослідження розпочалися у 1950-х роках і далі розвивалися в умовах змін у методології й доступі до обчислювальних ресурсів. Цей довготривалий розвиток показує, що МП не лише реагує на технічні можливості, але й віддзеркалює зміну уявлень про природу мови та перекладу в лінгвістичній науці.

Початкові підходи до машинного перекладу були тісно пов'язані з трансформаційною та формально-логічною моделлю мови: системи на базі правил (rule-based MT) прагнули кодифікувати граматичні, морфологічні й семантичні відповідності між мовами через формальні правила та словникові відповідники [28]. Такий підхід мав переваги в прозорості рішень і можливості ручної корекції, але натрапляв на обмеження у масштабності (потреба у величезних обсягах лінгвістичних ресурсів) та в адаптації до нетривіальних стилістичних і контекстуальних варіацій мови [28]. У результаті практичного й дослідницького досвіду з'явилося усвідомлення, що формальні правила не завжди адекватно описують багатство природної мови – особливо в тих випадках, де важливу роль відіграють контекст, стилістика й прагматика.

Перелом у підходах до МП відбувся з розвитком статистичних методів наприкінці ХХ століття. Ідея полягала в тому, щоб не кодувати знання вручну, а навчати моделі на парних корпусах (паралельних текстах), оцінюючи

ймовірності мовних відповідностей і трансформацій. Зокрема, роботи групи IBM Research під керівництвом П. Ф. Брауна й співавторів заклали математичну базу статистичного машинного перекладу, запропонували моделі вирівнювання (alignment) між словами й фразами у парних реченнях та методи оцінки параметрів цих моделей з великого корпусу [66]. Цей підхід значною мірою змінив дослідницький ландшафт: він продемонстрував, що прості статистичні методи можуть досягати конкурентної якості перекладу в певних задачах, особливо коли доступні великі обсяги паралельних даних. Водночас статистичні системи мали свої обмеження у передачі стилістичних тонкощів, довгомасштабних контекстів і семантичної когерентності в розгорнутих текстах.

Поява нейронних підходів на початку 2010-х відкрила нову сторінку в історії машинного перекладу. На відміну від статистичних моделей, які ґрунтувалися на обчисленні ймовірностей перекладу окремих слів або фраз, нейронні системи (Neural Machine Translation, NMT) моделюють процес перекладу як послідовність нелінійних перетворень у багатовимірному векторному просторі [76]. Це означає, що слова, фрази й навіть контекстуальні зв'язки між ними репрезентуються у вигляді числових векторів (ембедингів), які моделі навчаються пов'язувати між мовами. Основою архітектури NMT стала схема encoder–decoder, запропонована спочатку в рамках загальних досліджень послідовностей у штучних нейронних мережах [76]. У такій архітектурі модуль-енкодер «зчитує» речення вихідною мовою та кодує його у вигляді прихованого векторного представлення, а модуль-декодер, спираючись на це представлення, «розшифровує» його, генеруючи послідовність слів цільовою мовою.

Проте перші варіанти таких систем, побудовані на рекурентних нейронних мережах (RNN), мали серйозне обмеження – складність обробки довгих речень, де важлива інформація з початку тексту часто «забувалася» до моменту формування кінця перекладу [76]. Прорив стався після публікації роботи Dzmitry Bahdanau, KyungHyun Cho та Yoshua Bengio Neural Machine

Translation by Jointly Learning to Align and Translate (2014), у якій запропоновано механізм м'якої уваги (soft attention) [65]. Цей підхід дозволив моделі навчатися динамічно визначати, які частини вихідного речення є найважливішими під час генерування кожного конкретного слова перекладу. Таким чином, модель отримала здатність «зосереджуватися» на релевантних фрагментах контексту, що усунуло проблему втрати інформації на довгих відстанях [65]. У перекладознавчому сенсі це означало, що система почала краще відтворювати смислову цілісність висловлювання, зв'язки між частинами речення та лексичну залежність слів у контексті.

Механізм уваги не лише підвищив якість перекладу, а й зробив процес його генерації більш інтерпретованим – дослідники могли візуалізувати, на які слова вихідного тексту модель «звертає увагу» під час перекладу кожного слова цільовою мовою. Така прозорість наблизила штучні нейронні мережі до когнітивного моделювання, оскільки принцип «уваги» частково імітує процеси людського сприйняття й розуміння тексту. Застосування attention-механізму стало своєрідним містком між комп'ютерними науками й когнітивною лінгвістикою, а його ефективність відкрила шлях до подальших експериментів із контекстуальними представленнями, стилістичними узгодженнями та семантичними зв'язками [65].

Отже, праця Bahdanau, Cho й Bengio стала концептуальною віхою, що визначила перехід машинного перекладу від локальних до глобальних контекстних моделей, здатних відтворювати складні мовні структури, конотації та емоційні відтінки.

Подальший прорив у розвитку машинного перекладу відбувся із появою архітектури Transformer, яку у 2017 році представили Ashish Vaswani та співавтори у статті Attention Is All You Need [38]. Transformer радикально відрізнявся від попередніх моделей, адже повністю відмовився від рекурентних механізмів, що раніше вважалися необхідними для роботи з послідовностями. Замість цього вся архітектура побудована на механізмах самоуваги (self-attention), які дозволяють моделі одночасно аналізувати всі

позиції речення, визначати взаємозв'язки між словами незалежно від їхньої відстані та будувати багаторівневі контекстуальні уявлення [38]. Це суттєво прискорило процес навчання та підвищило ефективність використання великих корпусів даних, оскільки завдяки паралельній обробці інформації зменшився час навчання моделей і покращилася їхня масштабованість [38].

Ідея self-attention полягала в тому, що кожне слово в реченні може оцінювати значущість інших слів і формувати власне контекстуальне представлення, яке відображає його роль у всій конструкції. У результаті система не лише краще відтворювала граматичні структури, а й навчалася приховано кодувати синтаксичні та семантичні залежності між словами, навіть без явних правил. З точки зору лінгвістики, це наблизило модель до розуміння мови як системи взаємопов'язаних значень, а не просто послідовності елементів. Transformer забезпечив помітне зростання точності перекладів, особливо в складних мовних парах, де попередні системи демонстрували труднощі – наприклад, у випадку мов із вільним порядком слів або з високою морфологічною насиченістю [38].

Архітектура Transformer швидко стала фундаментом для сучасних систем машинного перекладу (Google Translate, DeepL, Microsoft Translator тощо) і водночас дала поштовх до створення великих мовних моделей (Large Language Models, LLM), таких як GPT, BERT, T5. Хоч ці моделі не були спочатку розроблені винятково для перекладу, вони виявили надзвичайну здатність виконувати міжмовні трансформації, відтворюючи граматичну правильність, стилістичну природність і логічну зв'язність текстів.

Вплив архітектури Transformer виходить далеко за межі технічних покращень. У теоретичному вимірі вона змінила уявлення про природу мовного знання, показавши, що моделі можуть «вивчати» структуру мови не через правила, а через статистичні візерунки контекстів, які відображають семантичні та стилістичні закономірності [38]. Це спричинило перегляд деяких традиційних уявлень про переклад як виключно лінгвістичний процес і утвердило міждисциплінарний характер сучасного машинного перекладу, де

поєднуються методи штучного інтелекту, психолінгвістики та когнітивної науки.

З лінгвістичної точки зору, машинний переклад є предметом двох взаємопов'язаних аспектів: (1) моделювання відповідностей між мовними одиницями (лексичними, морфологічними, синтаксичними, семантичними) і (2) збереження або трансформація стилістичних, прагматичних і жанрових властивостей тексту. Традиційні лінгвістичні концепції – такі як адекватність і еквівалентність, поняття «перенесення значення» або «комунікативна функція» – зберігають свою актуальність, однак в умовах автоматизованого перекладу ці категорії набувають нових вимірів: адекватність визначається не лише адекватністю змісту, але й здатністю моделі зберегти стилістичні маркери, жанрові ознаки та інтенцію мовця. Аналіз стилістичних трансформацій у машинному перекладі стає критично важливим у прикладних задачах (наприклад, локалізація, літературний переклад, юридичні або медичні тексти), де відхилення у тоні чи семантичних відтінках може мати істотні наслідки.

Оцінка якості машинного перекладу також пройшла складний шлях: від суб'єктивних суджень експертів до автоматичних метрик, які дозволяють систематично порівнювати результати. Однією з перших і найвпливовіших автоматичних метрик є BLEU, запропонована Папінені та співавторами, що вимірює схожість між згенерованим перекладом і одним або кількома еталонними перекладами на основі n-грамних збігів. Хоча BLEU дав важливий інструмент для швидкого порівняння систем, пізніші дослідження показали його обмеження: метрика іноді некоректно відображає якість з погляду адекватності і природності, особливо в задачах, де існує багатство допустимих варіантів перекладу (наприклад, художній текст). Тому сучасні оцінки якості поєднують автоматичні метрики з людською експертизою і новими семантичними мірами, спрямованими на кращу кореляцію з людською оцінкою [20].

Крім технічних досягнень, важливим аспектом є міждисциплінарний внесок машинного перекладу у саму лінгвістичну науку. По-перше, статистичні й нейронні моделі стали інструментом для емпіричних досліджень мовних явищ: аналіз помилок перекладу, вирівнювань і внутрішніх представлень моделей допомагає виявляти нерівномірності у корпусах, поліморфні відповідності й навіть аспекти семантичної змістовності [70]. По-друге, використання машинних моделей у лінгвістичних експериментах сприяє формуванню нових гіпотез щодо розподілу інформації в реченні, ролі контексту та способів кодування стилю. Це, у свою чергу, збагачує теоретичні підходи та дає змогу розробляти більш реалістичні моделі мовної компетенції [70].

Разом із тим сучасний МП має й суттєві обмеження та етичні виклики. Моделі, навчені на великих корпусах, можуть відтворювати упередження, нерівномірності репрезентації мов і діалектів або некоректно передавати чутливий контент. Питання прозорості моделей, відслідковності джерел навчальних даних та відповідальності за помилковий переклад стають не лише технічними, але й соціальними й правовими питаннями [70]. У лінгвістичному контексті це стимулює дискусії про етику корпусної лінгвістики, про відповідальність дослідників і інженерів за якість і наслідки застосування перекладацьких систем.

Отже, машинний переклад як феномен сучасної лінгвістики поєднує технічні інновації й класичні лінгвістичні проблеми: він породжує нові методи експериментування з мовою, змінює уявлення про роль корпусних даних у дослідженнях мови та ставить виклики щодо збереження стилістичної і семантичної цілісності текстів у процесі автоматизованого перетворення. Подальший розвиток галузі визначатиметься не лише технічними досягненнями (нові архітектури, більш якісні корпуси, покращені метрики), але й міждисциплінарною роботою лінгвістів, етиків, соціологів і практиків, які разом формуватимуть стандарти, інструменти та критерії якості для застосувань МП у суспільстві.

## 1.2 Етапи розвитку технологій машинного перекладу: від правил до штучного інтелекту

Розвиток технологій машинного перекладу (МП) є одним із найпоказовіших прикладів того, як змінюються наукові парадигми під впливом технологічного прогресу та еволюції лінгвістичних уявлень. Історія МП – це історія постійного пошуку балансу між лінгвістичною точністю, статистичною ефективністю та когнітивною гнучкістю [32]. Від перших програм, які наслідували граматичні правила, до сучасних нейронних систем, здатних імітувати інтуїцію перекладача, машинний переклад пройшов кілька ключових етапів розвитку [60]. Кожен етап спирався на певну філософію мови – від структурної, що бачила мову як формальну систему правил, до когнітивно-статистичної, яка трактує її як імовірнісну й контекстуально зумовлену структуру [66; 5]. Еволюція машинного перекладу відображає перехід від «рукотворної лінгвістики» до «автоматизованої семантики» [21].

Нижче розглянемо три головні етапи розвитку МП – системи, засновані на правилах, статистичні системи та нейронні системи, – кожен із яких зробив свій внесок у розуміння того, як мову можна відтворити машинним способом [34].

### 1.2.1 Початки машинного перекладу та системи, засновані на правилах

Період з кінця 1940-х до 1980-х років вважається епохою систем, заснованих на правилах (Rule-Based Machine Translation, RBMT). Його характерною рисою було домінування лінгвістичного підходу: дослідники намагалися формалізувати мовні закономірності у вигляді алгоритмів. RBMT виходив із припущення, що мову можна описати набором правил, а переклад – це механічне застосування цих правил до тексту іншою мовою [24].

Першим значущим кроком у цьому напрямі став Джорджтаунський експеримент (1954), проведений IBM та Університетом Джорджтауна. Система змогла перекласти кілька десятків російських речень на англійську, використовуючи словник із 250 слів та близько 6 граматичних правил. Хоча

експеримент був радше демонстраційним, він створив оптимістичні очікування щодо майбутнього автоматизованого перекладу [24].

Пізніше було розроблено три основні типи RBMT-систем:

- системи прямого перекладу (direct translation systems) – найпростіші, де слова замінювалися еквівалентами з двомовного словника;
- системи з проміжним представленням (interlingua systems) – спочатку перетворювали вихідний текст у «універсальне» семантичне представлення, а потім синтезували переклад;
- системи трансферного типу (transfer-based systems) – працювали через проміжні синтаксичні структури, що дозволяло краще передавати граматичні відмінності між мовами [73; 74].

Головна перевага RBMT – точність у граматичному аналізі, але головний недолік – відсутність гнучкості. Для кожної мовної пари необхідно було вручну створювати тисячі правил, тому системи важко масштабувалися. До того ж, вони не враховували стилістику, контекст та прагматику. Це зумовило появу альтернативного підходу – статистичного [7].

### 1.2.2 Перехід до статистичних моделей: імовірнісний погляд на переклад

У 1980–1990-х роках, коли почали з’являтися великі обсяги цифрових текстів, дослідники перейшли від ручного моделювання правил до автоматичного вивчення закономірностей перекладу зі статистики. Цей підхід започаткувала команда ІВМ у серії робіт, відомих як IBM Models 1–5 [66].

Основна ідея статистичного машинного перекладу (Statistical Machine Translation, SMT) полягала у формулі:

$$\text{Переклад} = \arg \max_E P(E | F),$$

де E – речення мовою перекладу;

F – речення мовою оригіналу.

Імовірність  $P(E|F)$  обчислювалася через статистичні співвідношення між словами в паралельних корпусах. Тобто система «вчилася» на прикладах людських перекладів, поступово формуючи власні закономірності [7].

Найбільшого поширення набули фразові статистичні моделі (Phrase-Based SMT), які перекладали не окремі слова, а цілі фрази, що дозволяло зберігати локальний контекст [7]. З появою інструменту Moses статистичний підхід став доступним для широкого кола дослідників [34].

Попри високі результати, SMT мала обмеження. Моделі розглядали переклад як суто ймовірнісну задачу, не враховуючи глибинного значення тексту [5]. Через це переклади часто втрачали когерентність і стилістичну єдність. SMT не могла ефективно обробляти довгі речення, де потрібен глобальний контекст [21].

Водночас статистичні методи зробили МП набагато гнучкішим і адаптивнішим, адже система могла автоматично вдосконалюватися з новими даними [7]. Цей підхід став перехідним етапом між лінгвістичною інженерією та сучасними нейронними системами, де значення почали відтворювати не через правила чи частоти, а через векторні представлення [65;38].

### 1.2.3 Нейронна революція: моделювання значення через контекст

Початок Початок 2010-х ознаменував революцію нейронних мереж, що докорінно змінила підхід до машинного перекладу. Замість ручного опису чи статистичного підрахунку відповідностей, системи почали навчатися самостійно виявляти закономірності між мовами [76].

Першим проривом стала архітектура encoder–decoder, у якій модель складалася з двох частин: енкодера, що перетворював речення вихідною мовою у вектор, і декодера, який генерував переклад [76]. У 2014 році було запропоновано механізм уваги (attention), який дозволив моделі вибірково зосереджуватись на релевантних частинах тексту під час перекладу [65].

Справжній прорив відбувся у 2017 році, коли була представлена архітектура Transformer. Ця модель повністю відмовилася від рекурентних

зв'язків і використовувала самоувагу (self-attention), що дозволило аналізувати всі слова в реченні паралельно [38]. Завдяки цьому Transformer став основою не лише для сучасних систем перекладу (Google Translate, DeepL), а й для великих мовних моделей – GPT, BERT, T5 [5].

У наукових дослідженнях зазначається, що NMT досягла рівня, коли автоматичний переклад сприймається користувачами як «природний» [7]. Також підкреслюється, що нейронні системи краще передають зв'язність, інтонацію та емоційне забарвлення, наближаючись до людського перекладацького стилю [73]. Разом із тим NMT має обмеження: вона схильна до «галюцинацій» – логічно правильних, але змістовно помилкових перекладів [5].

#### 1.2.4 Сучасні тенденції: машинний переклад у добу штучного інтелекту

На сучасному етапі машинний переклад інтегрується в екосистему штучного інтелекту, де мова розглядається не лише як текст, а як форма когнітивної взаємодії. Великі мовні моделі (LLM), такі як GPT-4 чи Claude, уже не обмежуються перекладом – вони виконують адаптацію текстів, локалізацію контенту, стилістичне редагування [5]. У науковій літературі зазначається, що сучасний переклад стає «мультифункційним когнітивним процесом», що поєднує лінгвістику, психологію, етику та комунікацію [22].

Іншим напрямом розвитку є адаптивне навчання – системи вдосконалюють переклад на основі користувацького зворотного зв'язку. У професійному середовищі машинний переклад поєднується з людським редагуванням (Human-in-the-loop translation), що забезпечує високу точність і зберігає природність [73].

Майбутнє МП, як зазначають дослідники, полягає у створенні моделей, здатних «розуміти» не лише значення, а й прагматику висловлювання – намір, емоційний контекст і культурні відтінки [5]. Таким чином, машинний переклад поступово перетворюється з інструменту трансформації тексту на засіб міжкультурної комунікації.

### 1.3 Поняття мовної трансформації у перекладознавстві

У сучасному перекладознавстві поняття мовної трансформації охоплює комплексний процес змін, які відбуваються під час перенесення тексту з однієї мови на іншу. Метою цих змін є забезпечення максимальної адекватності перекладу, тобто збереження не лише буквального значення слів, а й смислового наповнення, стилістичного забарвлення, а також комунікативної функції повідомлення. Трансформація у перекладі – це не просто механічна заміна одиниць мови джерела на відповідники в мові цілі, а складна лінгвістична та когнітивна операція, що передбачає врахування низки чинників: лексичних, граматичних, синтаксичних, семантичних, прагматичних і культурних [83].

Інакше кажучи, переклад як процес трансформації спрямований на те, щоб читач або слухач мови цілі сприймав повідомлення так само, як це робив би адресат мови джерела. Це включає збереження логіки та структури думки, передавання емоційної тональності, ритму та стилю оригіналу. Наприклад, у літературному перекладі авторське слово чи фраза, які створюють певний емоційний ефект у тексті джерела, можуть бути замінені іншою конструкцією або стилістичним прийомом у перекладі, аби зберегти цей ефект у мові цілі. У технічному чи науковому перекладі трансформації можуть проявлятися у зміні порядку слів або структурних одиниць для досягнення більшої зрозумілості і читабельності, без втрати точності інформації.

Трансформація у перекладі стосується не лише діяльності людини, а й алгоритмічних процесів у машинному перекладі. Сучасні системи, зокрема нейронні моделі, здійснюють автоматичні трансформації, підлаштовуючи вихідний текст під граматичні, семантичні та стилістичні правила мови цілі. Проте машини поки що не завжди здатні повністю врахувати прагматичний та культурний контекст, що робить людський аналіз трансформацій важливим для оцінки якості перекладу.

Таким чином, мовна трансформація – це універсальний інструмент перекладу, який забезпечує баланс між точністю передачі змісту і

адекватністю сприйняття тексту в іншому мовному та культурному середовищі, і водночас дозволяє адаптувати повідомлення до потреб конкретного реципієнта, зберігаючи його смислову, стилістичну та емоційну цілісність [83].

Поняття трансформації посідає центральне місце у сучасних лінгвістичних теоріях перекладу, оскільки воно відображає фундаментальну природу міжмовної комунікації. Уже на початку ХХ століття провідні дослідники, серед яких Юджин Найда та Джон Кетфорд, наголошували, що переклад неминуче передбачає зміни на різних рівнях мови – граматичному, лексико-семантичному та стилістичному.

Кетфорд у своїй праці визначав поняття *translation shifts* як відхилення від формальної або буквальної еквівалентності, які виникають через структурні чи семантичні розбіжності між мовами [74].

Юджин Найда запровадив концепцію динамічної еквівалентності, наголошуючи, що головна мета перекладу полягає у створенні у читача подібного ефекту сприйняття, який виник би у адресата мови джерела [19].

На лексико-семантичному рівні мовні трансформації включають узагальнення, конкретизацію, модуляцію та компенсацію. Модуляція як зміна семантичної перспективи є одним із ключових механізмів, що забезпечують адекватну передачу значення [82].

На синтаксичному рівні трансформації охоплюють зміни порядку слів, об'єднання або розділення речень, перетворення активних конструкцій на пасивні й навпаки. На морфологічному рівні – зміни граматичних категорій з метою забезпечення природності та узгодженості тексту [83].

Стилістичні трансформації відіграють важливу роль у літературному перекладі, оскільки дозволяють зберегти індивідуальну авторську манеру та емоційність тексту [37].

У сучасному контексті, коли переклад дедалі частіше здійснюється машинними системами, поняття трансформації набуває нового виміру: нейронні алгоритми застосовують трансформації автоматично, хоча не завжди

враховують прагматику чи стилістику. Це створює нові виклики та стає об'єктом дослідження у сфері машинного перекладу [16; 77].

У підсумку, мовна трансформація виступає універсальним і динамічним механізмом, що забезпечує гнучкість і адекватність перекладу, інтегруючи лінгвістичні, когнітивні та культурні аспекти комунікації.

#### **1.4 Класифікація стилістичних і семантичних трансформацій**

У межах сучасного перекладознавства класифікація стилістичних і семантичних трансформацій постає як фундаментальний теоретико-методологічний інструментарій, що дозволяє систематизувати й осмислити ті зміни, які проходить оригінальний текст у процесі перекладу. Зокрема, в моделі Mona Baker виокремлено низку «неквівалентностей» на рівні мови-джерела й мови-цілі – серед них поняття, семантичні одиниці, які не мають прямого відповідника в мові-цілі [68]. У відповідь на такі виклики Baker пропонує перелік стратегій перекладу – наприклад, «переклад більш загальним словом (superordinate)», «переклад більш нейтральним/менш експресивним словом», «культурна заміна», «запозичення або запозичення з поясненням», «парафраза суміжним словом», «парафраза неродинним словом», «упущення», «додавання» тощо [68]. Ця модель дає змогу чітко зв'язати семантичні трансформації з реальними перекладацькими рішеннями – наприклад, коли слово-гіпонім у мові-джерелі не має відповідника, тоді застосовується стратегія «до загального» слова.

Крім того, класифікація, запропонована Jesús Tronch на основі дослідження M. Molina і L. Hurtado Albir, поділяє перекладацькі техніки як процедури («techniques») на рівні мікротексту (речення або нижче) і чітко відокремлює метод (метод виконання перекладу як цілісного підходу), стратегію (усвідомлену чи підсвідомлену дію) і техніку (конкретний засіб). За цією моделлю до технік належать такі, як позичення (borrowing), калька (calque), адаптація (adaptation), модуляція (modulation) – всі вони можуть

розглядатися як семантичні чи стилістичні трансформації залежно від контексту [15; 36].

Як приклади застосування таких класифікацій можна навести: у випадку семантичної трансформації конкретизації перекладач обирає вузький термін у мові-цілі, коли пряма відповідність відсутня; генералізація проявляється, коли вузький термін мови-джерела замінюється більш загальним у мові-цілі; модуляція – коли змінюється перспектива або точка зору, наприклад «I see your point» перекладається як «Розумію, що ви маєте на увазі», тобто акцент переноситься з прямого бачення-сприйняття на розуміння-інтерпретацію. У стилістичних трансформаціях експресивізація може виражатися в додаванні емоційно-стилістичного забарвлення для мови-цілі, а логізація – у свідомій нейтралізації сильного емоційного тону з огляду на аудиторію або жанр [19]. Комбіновані трансформації проявляються тоді, коли, наприклад, у художньому перекладі зміна порядку слів (граматична трансформація) одночасно служить стилістичній меті (ритміка, пауза) і змінює семантичний акцент, підкреслюючи один елемент перед іншим [74].

Завдяки таким класифікаціям перекладачі та дослідники отримують систематичний набір операцій, за допомогою яких можна аналізувати, які саме трансформації застосовано, чому вони були мотивовані (лексичною, прагматичною чи культурною причиною), і наскільки текст-переклад зберігає комунікативну функцію оригіналу. У сучасному контексті, коли автоматизовані системи перекладу набувають ваги, така класифікація стає також основою для оцінки якості машинного перекладу, зокрема з огляду на те, чи здатна система застосовувати відповідні трансформації – як семантичні, так і стилістичні – та наскільки переклад наближається до людського рівня творчої інтерпретації [73; 22].

У свою чергу, стилістичні трансформації охоплюють широкий спектр змін, пов'язаних із вибором засобів вираження та стилістичним оформленням тексту-перекладу з урахуванням жанру, функціонального стилю, очікувань цільової аудиторії та культурно-соціального контексту [79; 19]. Такі

трансформації проявляються у різних формах: експресивізація передбачає підсилення емоційно-стилістичного забарвлення, підкреслення художньої або риторичної функції тексту, що дозволяє відтворити атмосферу та інтонаційний малюнок оригіналу у мові-цілі; логізація, навпаки, полягає у зменшенні емоційної виразності або адаптації стилю до більш нейтрального, формального чи наукового тону, що важливо в діловому, науковому або адміністративному перекладі [83]. Модернізація і архаїзація стосуються змін у часовій стилістичній марці: модернізація полягає у заміні застарілих слів та конструкцій на сучасні відповідники, що підвищує сприйняття тексту сучасною аудиторією, тоді як архаїзація може використовуватися для відтворення історичного або епічного колориту оригіналу [19].

Крім цього, стилістичні трансформації проявляються у зміні ритму, темпу, порядку синтаксичних конструкцій, варіантів лексичних засобів і навіть морфологічної структури тексту, що дозволяє адаптувати текст до особливостей мови-цілі і очікувань читачів або слухачів. Наприклад, у художньому перекладі часте переставлення слів у реченні або додавання додаткових підрядних конструкцій може створювати ефект паузи, підкреслювати певні деталі або емоційні нюанси, водночас зберігаючи семантичний зміст оригіналу [74].

Особливу увагу в сучасних дослідженнях привертають комбіновані, або змішані, трансформації, коли одночасно реалізуються елементи семантичної і стилістичної зміни, а також коли трансформації відбуваються на кількох рівнях мовної системи – лексичному, граматичному та стилістичному. Так, в українських дослідженнях підкреслюється, що у перекладі художніх текстів, як, наприклад, трилогії *The Hunger Games*, часто одночасно застосовуються лексико-семантичні, граматичні та стилістичні трансформації, що дозволяє перекладу зберегти емоційний заряд, жанрову структуру та художню цілісність оригіналу [46]. Таким чином, стилістичні трансформації виступають не лише як інструмент адаптації тексту до мови-цілі, а й як засіб забезпечення

гармонійної інтеграції лексичних, граматичних і семантичних компонентів у межах єдиного комунікативного контексту.

Таким чином, класифікація трансформацій у перекладознавстві формулюється на основі кількох взаємопов'язаних параметрів, що дозволяють систематизувати і аналізувати весь комплекс змін, які відбуваються з оригінальним текстом у процесі перекладу. Перший параметр стосується рівня мовного аналізу, який охоплює лексичний, граматичний і стилістичний рівні [68; 36]. Лексичний рівень включає трансформації окремих слів і словосполучень, які можуть змінюватися через генералізацію, конкретизацію, модифікацію або заміну термінів. Граматичний рівень передбачає зміни синтаксичних конструкцій, порядку слів, структури речень або морфологічних форм, що дозволяє відтворити логіку та ритм оригіналу в мові-цілі [74]. Стилiстичний рівень охоплює адаптацію мовних засобів з огляду на жанрові, функціональні та культурні особливості тексту, включно зі змінами ритму, темпу, інтонаційного й емоційного забарвлення [79; 19].

Другий параметр класифікації – тип зміни, тобто конкретний спосіб, яким перекладач або система перекладу втручається в текст. До типів змін належать додавання нових елементів для компенсації втрат, вилучення надлишкових або неприйнятних елементів, перестановка синтаксичних чи семантичних одиниць для збереження логіки або ритміки, а також заміна слів чи конструкцій для досягнення адекватності і природності у мові-цілі [68; 36]. Третій параметр – функціональна мета трансформації – визначає, чи спрямована зміна на передачу семантичного змісту, відтворення стилістичного ефекту, або обидва ці аспекти одночасно. Така багаторівнева структура класифікації, підкреслена у лекціях Н. В. Ситник [17], дозволяє виділити не лише формальні характеристики трансформацій, але й мотиви їх застосування, що пов'язані з лексичними, прагматичними або культурними особливостями тексту.

У практичному аспекті ця класифікація має ключове значення для перекладача, дослідника та розробників систем автоматизованого перекладу.

Вона надає перекладачу структурований інструментарій для прийняття обґрунтованих рішень: визначити, які одиниці потребують адаптації, яким чином краще відтворити стиль і тон оригіналу, а також уникнути втрат значення або художньої виразності. Для дослідника класифікація відкриває можливості для емпіричного аналізу, систематизації перекладацьких стратегій і оцінки якості перекладів з точки зору семантичної і стилістичної адекватності [73; 22]. В епоху машинного перекладу ці підходи стають надзвичайно актуальними, оскільки вони формують методологічну базу для розробки алгоритмів, які здатні не лише точно передавати семантичний зміст, але й враховувати стилістичні нюанси та культурні особливості, наближаючи результат до людського рівня творчої інтерпретації тексту [34; 77].

Таким чином, класифікація трансформацій виступає універсальним теоретико-практичним інструментом, що дозволяє інтегрувати лексико-граматичні та стилістичні аспекти перекладу, забезпечує комплексну оцінку якості перекладу та формує основу для розвитку як традиційних, так і автоматизованих перекладацьких технологій [68; 36].

### **1.5 Особливості роботи нейронних мереж у процесі автоматизованого перекладу**

Упродовж останнього десятиліття галузь автоматизованого перекладу пережила радикальні зміни, що пов'язані з переходом від традиційних підходів до нейронних технологій. Раніше основними були правила-орієнтовані системи перекладу (Rule-Based Machine Translation) [28], які ґрунтувалися на лінгвістичних правилах і словниках, а також статистичні моделі перекладу (SMT: Statistical Machine Translation) [3; 7], що покладалися на частотний аналіз паралельних текстів і ймовірнісні алгоритми для визначення відповідностей між мовами. Обидва підходи мали суттєві обмеження: правила-орієнтовані системи потребували значних витрат на лінгвістичне опрацювання і не могли ефективно обробляти багатозначні чи контекстуально залежні одиниці, а статистичні моделі часто генерували

переклади з помилками у граматиці або стилі, не враховуючи глибокі контекстуальні зв'язки [2; 32].

Ситуація змінилася із впровадженням нейронного машинного перекладу (NMT: Neural Machine Translation), що базується на штучних нейронних мережах і здатне навчатися на великих паралельних корпусах текстів, формуючи внутрішні представлення значень та структур мови [76;65;5]. На відміну від SMT, NMT не обмежується локальними ймовірнісними відповідностями, а використовує багаторівневе контекстуальне моделювання, що дозволяє враховувати весь вхідний текст при генерації перекладу [21;34]. Основою таких систем є архітектура типу encoder-decoder: кодер (encoder) перетворює вхідне речення на компактне контекстуальне представлення (вектор), яке узагальнює значення всіх слів та їхні взаємозв'язки, а декодер (decoder) на його основі генерує послідовність слів у мові-цілі [76;65].

Ключовою інновацією стала інтеграція механізму уваги (attention), який дозволяє моделі «зосереджуватися» на релевантних частинах вхідного речення під час генерації кожного слова перекладу [38]. Це дозволяє ефективно працювати з довгими або складними реченнями, зберігати узгодженість граматики і семантики та відтворювати нюанси контексту [22; 30]. Завдяки цим технологіям NMT-системи забезпечують значно вищу плавність і природність перекладу, наближаючись до результатів людського перекладу і значно перевершуючи SMT у передачі стилю, синтаксичної структури та смислових відтінків [78].

Ключовою архітектурою сучасних систем нейронного машинного перекладу (NMT) є модель «послідовність-у-послідовність» (seq2seq), яка забезпечує безперервну взаємодію між двома основними компонентами: кодером (encoder) і декодером (decoder). Кодер приймає на вхід мовну одиницю, найчастіше речення або абзац, і перетворює його у багатовимірне внутрішнє представлення, яке містить не лише значення окремих слів, а й інформацію про їхню взаємозв'язок у контексті. Це представлення, часто у вигляді векторів або матриць, слугує своєю «компактною моделлю

сенсу» речення, яка узагальнює семантичні, синтаксичні та контекстуальні зв'язки. Декодер, отримавши це представлення, генерує переклад у мові-цілі, формуючи послідовність слів таким чином, щоб зберегти значення, структуру і стиль оригіналу [5].

Удосконалення цієї архітектури стало можливим завдяки інтеграції механізму уваги (attention), який радикально підвищує ефективність роботи з довгими або синтаксично складними реченнями. Механізм уваги дозволяє декодеру динамічно визначати, на які частини вхідного речення слід звертати більшу увагу під час генерації кожного слова перекладу. Це забезпечує більш точну передачу контекстуальних зв'язків і зменшує ризик втрати або спотворення смислу, що часто виникав у класичних seq2seq-моделях без уваги [30]. Завдяки attention модель здатна «пам'ятати» ключові слова і конструкції, навіть якщо вони розташовані далеко одне від одного в реченні, що особливо важливо для мов із складною морфологією та вільним порядком слів [21; 34].

Ще більш істотним етапом розвитку стало створення архітектури Transformer, яка відмовилася від використання рекурентних мереж (RNN, LSTM) на користь багат шарових блоків самоуваги (self-attention) і повністю паралельної обробки. Transformer дозволяє одночасно аналізувати всі елементи вхідної послідовності, встановлюючи між ними залежності без необхідності послідовного обчислення, що значно прискорює навчання і генерацію перекладів [38]. Багат шарові блоки уваги забезпечують глибоке моделювання семантичних та синтаксичних взаємозв'язків, дозволяючи системі враховувати як локальні, так і глобальні контекстуальні фактори. Це призводить до значного підвищення якості перекладу, його стилістичної природності та точності, особливо при роботі з довгими та складними текстами [42]. Крім того, архітектура Transformer є гнучкою щодо масштабування, що дозволяє створювати великі моделі, здатні обслуговувати багатомовні системи і забезпечувати переклад одночасно для десятків мов [42; 4].

Для забезпечення високої ефективності роботи систем нейронного машинного перекладу (NMT) критично важливим є наявність великих паралельних корпусів, тобто наборів текстових пар мова-джерело – мова-ціль. Ці корпуси слугують навчальним матеріалом для моделі, дозволяючи їй «вчитися» зіставляти елементи різних мов, відтворювати синтаксичні та семантичні структури, а також засвоювати стилістичні закономірності. Під час навчання модель оптимізує свої параметри так, щоб максимізувати ймовірність правильного генерування цільових послідовностей слів на основі вхідного тексту, враховуючи не лише окремі слова, а й їхні контекстуальні зв'язки, порядок слів, морфологічні форми та навіть прагматичні аспекти [6].

Важливо, що в процесі навчання нейронна мережа «усвідомлює» не просто буквальне перенесення слів, а формує внутрішнє представлення мовних патернів, що включає узагальнення семантичних і синтаксичних структур, виявлення колокацій і фразеологічних одиниць, а також засвоєння стилістичних особливостей, характерних для різних жанрів тексту. Завдяки цьому NMT-системи здатні генерувати переклади, які звучать більш природно і відповідають нормам мови-ціль, навіть якщо окремі елементи не мають прямого відповідника в мові-джерелі [45].

Водночас існує суттєва проблема для мов з обмеженими ресурсами (low-resource languages), коли паралельні корпуси мають малий обсяг або відсутні взагалі. У таких випадках якість перекладу значно погіршується, оскільки модель не отримує достатньо прикладів для формування надійних семантичних та синтаксичних узагальнень. Навіть сучасні архітектури, включно з трансформерами, демонструють суттєві труднощі при роботі з мовами, для яких доступна лише невелика кількість паралельних текстів. Так, дослідження для казахсько-англійської пари мов показали, що без достатнього обсягу даних моделі часто генерують граматично правильні, але семантично спотворені переклади або не відтворюють стилістичні та культурні особливості тексту. Це підкреслює критичну роль великих і збалансованих корпусів для навчання NMT-систем і стимулює розвиток методів data

augmentation, transfer learning і мульти-мовного навчання для вирішення проблем low-resource languages [14].

Однією з ключових характеристик нейронних машинних перекладів є здатність ефективно обробляти контекст на різних рівнях – не лише локальні залежності в межах окремого речення, а й міжреченнєві та документ-рівнєві зв'язки. Така контекстуальна обізнаність дозволяє системі зберігати узгодженість перекладу у складних текстах, де значення слів, займенників, термінів або стилістичних елементів може змінюватися залежно від попередніх або наступних речень. Дослідження в галузі document-level NMT показують, що врахування контексту всього документа значно підвищує точність і природність перекладу, сприяє правильній когерентності та когезії тексту, запобігає хибним повторенням або суперечливим інтерпретаціям і забезпечує узгодженість стилю, термінології та тематичної спрямованості [40].

Особливо ефективним підхід до обробки контексту стає у багатомовних (multilingual) моделях, де одна нейронна мережа навчена перекладати одночасно кілька мов. Такі моделі здатні передавати знання між мовами, ефективно використовуючи дані з однієї мови для покращення перекладу іншої, що особливо важливо для мов з обмеженими ресурсами. Завдяки ефекту трансферного навчання (transfer learning) багатомовні системи можуть забезпечувати високий рівень якості перекладу для low-resource languages, навіть якщо для них доступні лише обмежені паралельні корпуси. Крім того, багатомовні моделі дозволяють підтримувати більш узгоджений стиль і термінологію між мовами, що корисно для технічних, наукових або юридичних текстів, де точність термінології критично важлива [56; 40].

Контекстуальна обробка у NMT також дає змогу моделі враховувати міжреченнєві залежності, такі як кореляція часових або причинно-наслідкових зв'язків, а також тематичні переходи в документі. Це дозволяє системі уникати хибних або стилістично невідповідних перекладів, зменшити розриви у когерентності тексту і відтворювати логіку та інтонаційний ритм оригіналу.

Додатково, завдяки використанню архітектур з self-attention та багатошаровими трансформерами, моделі здатні одночасно аналізувати всі частини тексту, виділяючи найбільш релевантні для кожного елемента цільового перекладу, що робить їхні результати набагато ближчими до людського рівня розуміння і творчої інтерпретації.

У порівнянні зі статистичними підходами до машинного перекладу (SMT), системи нейронного машинного перекладу (NMT) демонструють низку суттєвих переваг, які роблять їх більш ефективними та придатними для широкого спектру текстів. По-перше, NMT-системи забезпечують значно вищу плавність і природність перекладу. Це відбувається завдяки здатності нейронних мереж моделювати послідовності слів у контексті всього речення, враховувати синтаксичні та семантичні взаємозв'язки, а також внутрішні закономірності мови, що дозволяє уникати поширених у SMT помилок, таких як буквальний переклад, повторення слів або неправильний порядок слів [52; 26].

По-друге, NMT ефективніше обробляє контекст, оскільки внутрішні векторні представлення речень і механізми уваги дозволяють моделі «пам'ятати» важливі елементи вхідного тексту та зберігати когерентність перекладу навіть у довгих або структурно складних реченнях. Завдяки цьому моделі можуть передавати не лише буквальний зміст, а й стилістичні та прагматичні нюанси оригіналу, включаючи емоційне забарвлення, формальні та неформальні відтінки мови, а також жанрові особливості [75].

Ще однією важливою перевагою є здатність нейронних систем навчатися лексичних, граматичних та стилістичних закономірностей одночасно, без необхідності розділяти процеси перекладу на окремі моделі для перекладу, моделі мови та моделі перестановки. Це означає, що NMT інтегрує в собі всі рівні обробки тексту, від лексики до структури речення, створюючи єдину когерентну систему, яка оптимізує генерацію перекладу на основі комплексного аналізу контексту [57; 75].

Використання архітектур типу Transformer суттєво посилило ці переваги. Завдяки багаточаровим механізмам самоуваги (self-attention) і паралельній обробці даних трансформери дозволяють моделі одночасно враховувати всі слова вхідного речення та їх взаємозв'язки, що суттєво скорочує обмеження, пов'язані з довжиною речення або складною структурою залежностей. Це особливо важливо для робіт із великими текстами, технічними або науковими документами, де необхідно відтворювати точні семантичні та стилістичні взаємозв'язки між віддаленими елементами речення [8; 29].

Таким чином, NMT-системи не лише забезпечують більш природний і плавний переклад у порівнянні зі статистичними методами, а й формують основу для подальшого розвитку автоматизованого перекладу, включаючи багатомовні та документно-орієнтовані моделі, здатні до адаптації стилю, жанру і семантичної точності.

Незважаючи на значні успіхи, системи нейронного машинного перекладу (NMT) продовжують стикатися з рядом суттєвих обмежень, які обмежують їхню здатність до повністю адекватного і стилістично точного відтворення оригінального тексту. Однією з ключових проблем є недостатня обізнаність моделей щодо культурних та прагматичних нюансів, які не завжди явно заковані у вхідному тексті. Це може призводити до помилок у виборі еквівалентів, формулюванні ввічливих конструкцій, відтворенні ідіом або метафор, а також у передачі емоційного та стилістичного забарвлення, особливо в художніх, рекламних чи публіцистичних текстах [58; 51].

Ще однією важливою проблемою є адекватність і стилістична відповідність перекладу. NMT-моделі частіше роблять помилки у семантичній точності або стилістичній узгодженості, ніж у флюентності (плавності і граматичній правильності), оскільки алгоритми оптимізовані на статистичні або контекстуальні показники й можуть нехтувати тонкими нюансами значення. Наприклад, втрата важливих деталей, змінений смисл окремих

термінів або невідповідність жанровим особливостям є типовими прикладами таких помилок.

Додатково, деякі архітектури демонструють так звані *bottleneck* (горло пляшки) при обробці довгих речень або складних структур, що проявляється у нерівномірному використанні контексту. У таких випадках модель може надмірно фокусуватися на окремих сегментах тексту, ігноруючи важливі контекстуальні залежності, що призводить до втрати семантики або порушення логіки речення. Ця проблема особливо гостро проявляється при роботі з документно-орієнтованим перекладом або текстами з великою кількістю міжреченневих залежностей [72].

Суттєвим обмеженням є також проблема мов із низьким ресурсом (*low-resource languages*). Коли доступ до великих паралельних корпусів обмежений, якість перекладу різко знижується, навіть для сучасних архітектур *Transformer* і *seq2seq*. У таких умовах моделі часто генерують граматично правильні, але семантично спотворені переклади, неадекватні для професійного або наукового використання.

Ще одним викликом залишається оцінка якості перекладу. Традиційні автоматизовані метрики, такі як BLEU, TER або METEOR, засновані на порівнянні зі «золотим стандартом» (*reference translation*) і не завжди точно відображають людське сприйняття якості. Наприклад, переклад може мати високий бал за BLEU, але втрачати стилістичну або прагматичну точність, або навпаки – бути стилістично природним, але мати низький автоматизований рейтинг [20]. Це підкреслює необхідність комбінованих підходів до оцінки перекладу, які включають як автоматизовані метрики, так і експертну оцінку перекладачів або редакторів.

Таким чином, незважаючи на видатні досягнення NMT у плавності і контекстуальності перекладу, проблема адекватності, стилістичної точності, обробки *low-resource* мов і точності оцінки якості залишаються актуальними напрямками для подальших досліджень і вдосконалення моделей.

У сучасних системах нейронного машинного перекладу (NMT) застосовується кілька специфічних механізмів, які суттєво підвищують ефективність і точність перекладу. Одним із ключових є механізм уваги (attention), який дозволяє декодеру під час генерації кожного слова цільового речення динамічно визначати, на які елементи вхідної послідовності слід «звертати увагу». Завдяки цьому модель може враховувати віддалені залежності між словами, правильно відтворювати порядок слів, узгоджувати займенники та терміни, а також забезпечувати когерентність і стилістичну узгодженість перекладу, навіть у довгих або складних текстах. Сучасні архітектури, зокрема Transformer, застосовують багатоголову увагу (multi-head attention), що дозволяє моделі одночасно аналізувати різні аспекти зв'язків між словами: семантичні, синтаксичні, прагматичні та контекстуальні. Це підвищує здатність моделі відтворювати тонкі нюанси значення та стилю [50; 13].

Ще одним критично важливим механізмом є токенізація – процес розбиття тексту на менші одиниці, що можуть включати слова, морфеми або підсловні сегменти. Один із поширених підходів – Byte-Pair Encoding (BPE), який дозволяє моделі ефективно працювати з рідковживаними словами, неологізмами або складними морфологічними формами, характерними для мов із високою флективністю. Токенізація забезпечує гнучкість моделі у роботі з новими або невідомими словами, дозволяє уникати проблем із надмірним збільшенням словника і підвищує узагальнювальну здатність системи [69].

Процес генерації перекладу також має кілька варіантів. Найпоширенішим є авторегресивний (autoregressive) підхід, коли модель генерує слова послідовно, одне за одним, використовуючи раніше згенеровані слова як контекст для наступного. Цей метод забезпечує високу якість і точність перекладу, дозволяє зберігати узгодженість і природність тексту, але має обмеження щодо швидкості, особливо для довгих речень і великих документів. Альтернативним підходом є неавторегресивна генерація

(non-autoregressive), коли всі слова або сегменти генеруються одночасно, що значно пришвидшує процес перекладу. Однак цей метод зазвичай поступається в якості, оскільки складніше врахувати послідовність слів, контекстні залежності і стилістичні нюанси. Сучасні дослідження намагаються поєднувати обидва підходи, застосовуючи гібридні стратегії або каскадні моделі, щоб досягти балансу між швидкістю та точністю перекладу [11; 34].

Таким чином, поєднання механізму уваги, токенизації і продуманої стратегії генерації є основою сучасних NMT-систем, що забезпечує їм здатність до контекстуально точного, стилістично природного і семантично адекватного перекладу навіть у складних мовних і жанрових умовах.

Для сучасної перекладацької практики зміна моделей машинного перекладу означає, що перекладачі й редактори дедалі частіше працюють із результатами автоматичного перекладу як з початковою чернеткою, а не як із завершеним продуктом. Таке використання NMT-систем значно змінює процес перекладу: замість того, щоб генерувати текст вручну з нуля, фахівці концентруються на редагуванні, корекції стилю та семантичної точності, внесенні необхідних адаптацій до жанру та культурного контексту. Це зумовлено тим, що, незважаючи на високу плавність і граматичну правильність, автоматичні переклади часто не здатні повністю врахувати тонкі стилістичні й прагматичні особливості оригінального тексту [60; 69].

Особливо важливою залишається семантична адекватність перекладу, тобто точне відтворення значення оригінального тексту, а також стилістична відповідність, що включає вибір лексики, синтаксичних конструкцій, ритму й інтонації, які відповідають жанру та функціональному стилю. Крім того, перекладачі повинні враховувати культурний контекст, локальні мовні норми та очікування цільової аудиторії, що є критичною компетенцією, яку наразі не здатні повністю забезпечити навіть найсучасніші NMT-моделі.

У цьому контексті теорії трансформацій перекладу – стилістичних і семантичних – набувають особливого значення. Вони забезпечують науково

обґрунтовану основу для оцінки вихідного тексту автоматичного перекладу, допомагають ідентифікувати втрати або спотворення значення, стилю чи жанрових особливостей, а також визначають пріоритети для ручного втручання. Використання трансформацій дозволяє систематизувати редагування, оцінювати відповідність перекладу оригіналу і визначати, які аспекти можна покращити шляхом доопрацювання перекладачем, а які можуть бути скореговані шляхом налаштування або донавчання моделей [31; 69].

Таким чином, сучасний переклад із використанням NMT перестав бути виключно автоматизованим процесом: він перетворюється на гібридну практику, де поєднуються алгоритмічна продуктивність і людська компетенція, а знання про стилістичні та семантичні трансформації стає ключовим інструментом для забезпечення якості та адекватності перекладу.

У перспективі розвиток нейронного машинного перекладу (NMT) тісно пов'язаний із впровадженням великих мовних моделей (LLM: Large Language Models), які здатні значно покращити якість перекладу завдяки глибшому контекстуальному розумінню тексту, врахуванню довготривалих залежностей та семантичних нюансів. LLM інтегрують знання з великих корпусів текстів, що дозволяє моделі розпізнавати тонкі стилістичні та жанрові відтінки, а також ефективно працювати з багатомовними та low-resource мовами.

Додатково, перспективним напрямом є інтеграція мультимодальних даних – поєднання тексту з аудіо, зображеннями або відео. Це дозволяє моделі враховувати контекст, який виходить за межі чисто текстової інформації, і забезпечує більш точну інтерпретацію значення, емоційного забарвлення та прагматичних аспектів. Наприклад, використання субтитрів із відео або описів зображень у навчальних корпусах може покращити розуміння ідіом, метафор та культурних реалій.

Особлива увага приділяється розвитку методів обробки документного контексту на рівні всього тексту, а не лише окремих речень. Це дозволяє зберігати узгодженість термінології, стилю, жанрових особливостей та

тематичної цілісності перекладу, що особливо важливо для наукових, технічних та юридичних текстів. Паралельно ведеться робота над адаптацією NMT до конкретного жанру і стилю тексту – від художньої літератури до публіцистики, маркетингових матеріалів або технічної документації, що дозволяє підвищити точність, природність і стилістичну відповідність перекладу [75; 80].

Водночас залишаються відкриті питання, які визначають напрямки подальших досліджень. Одним із них є забезпечення прозорості (interpretability) нейронних моделей, тобто здатності дослідників і користувачів розуміти, яким чином модель приймає рішення, на яких етапах вона робить ті чи інші семантичні чи стилістичні трансформації. Інше актуальне питання стосується оцінки здатності моделей створювати переклади, що відповідають стилю та жанру оригіналу, без втрати значення або стилістичних відтінків. Крім того, критичною є проблема узагальнень і культурних упереджень, які можуть проявлятися у перекладах: моделі, навчені на великих, але культурно обмежених корпусах, ризикують відтворювати стереотипи або некоректно інтерпретувати культурні особливості.

Таким чином, майбутній розвиток NMT пов'язаний із комбінованим використанням LLM, мультимодальних даних і покращених методів обробки контексту, що відкриває широкі перспективи для створення систем перекладу, які не лише передають семантику, а й забезпечують стилістичну адекватність, культурну відповідність і жанрову точність, але одночасно вимагає вирішення питань прозорості, етичності та контролю якості.

## **1.6 Стилiстичнi та семантичнi проблеми вiдтворення змiсту текстiв штучним iнтелектом**

У контексті сучасного перекладу із застосуванням штучного інтелекту, зокрема нейронних систем, виникає низка специфічних проблем, пов'язаних із забезпеченням семантичної точності та стилістичної відповідності оригінального тексту. Незважаючи на значний прогрес у розвитку нейронного

машинного перекладу (NMT) та інтеграції великих мовних моделей (LLM), автоматичні системи перекладу поки що не здатні повністю враховувати всі тонкі нюанси мови. Це проявляється у ряді специфічних аспектів: по-перше, моделі можуть створювати семантичні спотворення, коли значення слів, фразеологізмів, термінів або метафор інтерпретується некоректно або занадто буквально; по-друге, стилістичні невідповідності виникають через нездатність систем адекватно відтворювати тон, ритм, стиль або жанрові особливості тексту; по-третє, часто спостерігається втрата важливих жанрових характеристик, особливо у художніх, публіцистичних або технічних текстах, де специфічна структура речень, вибір лексики або використання стилістичних засобів є критичними для збереження авторського задуму і цільового впливу на читача.

Крім того, обмеження моделей пов'язані з їхньою здатністю працювати з контекстом: традиційні NMT-системи здатні враховувати лише локальні залежності всередині речення, що часто призводить до помилок у передачі міжреченневих зв'язків, займенників або термінології в межах документа. Великі мовні моделі (LLM) покращують ситуацію завдяки глибшому контекстуальному аналізу, проте навіть вони не завжди можуть точно відтворити культурні відтінки, соціальні коннотації або прагматичні особливості оригіналу, що особливо критично для текстів із специфічною соціокультурною або жанровою спрямованістю [8; 29].

Таким чином, хоча сучасні системи штучного інтелекту досягли значних успіхів у забезпеченні флюентності і граматичної правильності перекладу, питання семантичної точності, стилістичної адекватності та збереження жанрових особливостей залишаються критично важливими викликами, які потребують подальших досліджень та інтеграції людської експертизи у процес редагування та оцінки автоматичного перекладу.

Семантичні проблеми в автоматичному перекладі виникають насамперед через обмеження навчальних даних, архітектури моделей та внутрішніх представлень інформації. Моделі NMT навчаються на великих

паралельних корпусах, проте вони «усвідомлюють» значення слів, словосполучень і синтаксичних конструкцій лише у вигляді числових векторів і статистичних патернів, які відображають ймовірні зв'язки між мовними одиницями. Такий спосіб представлення інформації добре працює для поширених словникових одиниць і стандартних структур, але виявляє обмеження при перекладі складних, багатозначних або рідковживаних термінів, метафор, ідіом, фразеологізмів та культурно специфічних концептів. У таких випадках модель може обирати буквальні відповідники або некоректні інтерпретації, що призводить до втрати точності, спотворення смислу і зниження комунікативної адекватності перекладу.

Наприклад, багатозначні слова в англійській мові, як-от «bank» (що може означати «берег річки» або «фінансову установу»), часто перекладаються неправильно, якщо контекст у межах речення чи документа недостатньо враховується. Аналогічно, фразеологізми на кшталт «kick the bucket» або «spill the beans» можуть бути передані дослівно, що призводить до втрати метафоричного значення і непорозуміння у цільовій аудиторії. Проблеми виникають також із термінами спеціалізованих областей (технічних, медичних, юридичних), де навіть невелике зміщення значення може змінити зміст тексту або призвести до помилок у розумінні.

Особливу складність становлять багатозначні слова в поєднанні з міжреченнєвим контекстом. Традиційні моделі NMT, які обробляють речення окремо, часто не можуть врахувати інформацію, яка визначає правильне значення слова на рівні всього документа. У результаті виникають помилки в узгодженні термінів, неправильне використання займенників та невірне відтворення тематичних ланцюгів. Сучасні дослідження показують, що врахування документного контексту та використання великих мовних моделей (LLM) значно зменшують частоту таких помилок, але повністю усунути їх поки що неможливо, особливо для низькоресурсних мов або специфічних жанрових текстів [13; 31].

Таким чином, семантичні проблеми автоматичного перекладу обумовлені поєднанням обмеженості навчальних даних, векторного подання значень і недостатньої обробки контексту, що робить критично важливим подальший розвиток моделей, які здатні глибше «розуміти» семантику та враховувати культурні і жанрові особливості тексту.

Ще однією суттєвою проблемою автоматичного перекладу є забезпечення стилістичної відповідності тексту. Хоча сучасні NMT-системи здатні генерувати граматично правильні та плавні речення, вони часто не можуть точно передати тон, авторський стиль, жанрові особливості або прагматичні відтінки оригіналу. Це особливо критично для текстів, де стиль і форма несуть смислове та емоційне навантаження, таких як художні твори, рекламні матеріали, публіцистика чи науково-популярні тексти. У таких випадках зміни порядку слів, вибір лексичних засобів, використання стилістичних фігур або структура речень можуть радикально впливати на сприйняття читачем, втім NMT-системи часто опрацьовують ці аспекти лише частково або формально.

Наприклад, у художніх перекладах автоматичні системи можуть зменшувати експресивність тексту, спрощувати метафори, алегорії або епітети, що веде до втрати авторської інтенції та емоційного забарвлення. У рекламних матеріалах невірне відтворення стилю може знизити вплив на цільову аудиторію, адже тон, ритм, повтори та гра слів у слоганах або текстах просування часто є ключовими для комунікативної ефективності. У публіцистичних та журналістських текстах стилістична невідповідність проявляється у втраті регістра, зміщенні тональності або надмірній формальності/неформальності, що може змінювати сприйняття авторської позиції.

Крім того, NMT-системи обмежені у відтворенні жанрових особливостей: наприклад, тонкий гумор, іронія або сарказм часто передаються некоректно, що робить текст менш зрозумілим або спотворює його комунікативний ефект. Подібні труднощі виникають і при передачі ритму,

темпу та інтонаційних характеристик речень, особливо в поетичних або літературно-естетичних текстах, де зміна структури речення може порушити ритмічну або семантичну гармонію. Дослідження показують, що навіть сучасні великі мовні моделі, які враховують документний контекст і частково стилістичні закономірності, не завжди здатні зберегти стилістичну цілісність і жанрову ідентичність тексту без додаткового людського редагування [11; 34].

Таким чином, стилістичні проблеми автоматичного перекладу є наслідком того, що сучасні моделі переважно оптимізовані на формальну флюентність і синтаксичну коректність, але поки що не можуть адекватно відтворювати тон, емоційне забарвлення, жанрові особливості та прагматичні нюанси оригінального тексту, що робить критичною роль людського перекладача та редактора у процесі пост-редагування.

Особливе значення для збереження семантики та стилістичної цілісності тексту має врахування документного контексту. Багато сучасних NMT-моделей здебільшого обмежуються обробкою окремих речень, що значно знижує здатність системи підтримувати міжреченнєві зв'язки, правильну кореляцію займенників, узгодження термінів, а також послідовність тем і аргументів у межах цілого документа. Такий підхід призводить до ситуацій, коли зміст перекладу може втрачати логічну послідовність, виникають некоректні повтори або пропуски інформації, а також спотворюється тематична структура тексту.

Document-level моделі, які враховують контекст на рівні всього документа або блоків речень, частково вирішують ці проблеми, дозволяючи моделі аналізувати і запам'ятовувати інформацію з попередніх сегментів тексту. Це сприяє правильнішому відтворенню займенників, узгодженню термінології, підтримці стилістичної і тональної цілісності, а також зменшує ризик втрати інформації при перекладі багатозначних термінів чи повторюваних конструкцій.

Однак навіть document-level моделі мають обмеження: повна когерентність і точність перекладу залишаються недосяжними для складних

текстів із великою кількістю міжреченневих посилань, культурно або жанрово специфічних одиниць, а також для текстів із багатозначними термінами, де правильне тлумачення залежить від ширшого контексту. У таких випадках автоматичний переклад може спотворювати зв'язки між частинами тексту, неправильно передавати логіку аргументації або втрачати емоційно-стилістичні відтінки. Дослідження показують, що інтеграція додаткових механізмів контекстуального навчання, таких як *attention across sentences* або *memory networks*, покращує роботу моделей, але потребує значних обчислювальних ресурсів і великих обсягів навчальних даних [35; 46].

Таким чином, документний контекст є критично важливим для досягнення семантичної та стилістичної адекватності перекладу, проте повне вирішення цієї проблеми залишається одним із головних викликів сучасного нейронного машинного перекладу.

Іншим важливим джерелом проблем у автоматичному перекладі є культурний і прагматичний контекст. Штучний інтелект, навіть у сучасних NMT-системах і великих мовних моделях, не має повного розуміння соціокультурних норм, традицій, конвенцій спілкування та очікувань цільової аудиторії. Через це переклад може містити помилки у відтворенні ввічливих форм, формулювань, що виражають повагу або субординацію, а також невірно передавати емоційне забарвлення тексту. Наприклад, у мовах, де ввічливі форми або рівні формальності відрізняються значно сильніше, ніж в англійській, автоматичний переклад може створювати недоречні або грубі конструкції, що спотворюють соціальну або емоційну складову повідомлення.

Культурні аспекти стають особливо критичними при перекладі гумору, іронії або сарказму, оскільки відтворення цих явищ залежить від спільного культурного коду та знання контекстуальних асоціацій. Аналогічно, ідіоми та фразеологізми, тісно пов'язані з культурними реаліями, часто перекладаються некоректно, якщо модель обмежується статистичними відповідниками, а не розуміє їхній прагматичний сенс. Проблема також зачіпає науково-популярні тексти та локалізовані матеріали, де важливо зберегти специфіку культурного

контексту, відомості про локальні звичаї, події чи предмети, що не мають прямого аналога у мові-цілі. У таких випадках відсутність культурного розуміння може призвести до втрати інформації або неправильного сприйняття змісту читачем.

Ще одним аспектом є прагматичний контекст – здатність визначати функцію висловлювання в конкретній комунікативній ситуації. Автоматичний переклад часто не враховує відтінки наміру мовця, наприклад, прохання, наказ, пропозицію, заклик або емоційне звернення, що може призвести до зміщення значення тексту. Це особливо критично у публіцистичних, рекламних та дипломатичних матеріалах, де тон і стратегія комунікації визначають ефективність переданого повідомлення.

Таким чином, обмежене розуміння культурного та прагматичного контексту є однією з головних причин втрат у адекватності та стилістичній відповідності перекладу, що підкреслює необхідність інтеграції людського контролю, адаптивних моделей і додаткових механізмів культурного навчання для NMT-систем.

Важливим аспектом у контексті автоматизованого перекладу є оцінка якості результатів. Традиційні автоматизовані метрики, такі як BLEU, TER та METEOR, орієнтовані на формальне порівняння перекладу з еталонним текстом, оцінюючи збіги на рівні n-грам, редагувань або лексичних відповідностей. Хоча такі метрики демонструють достатню ефективність для оцінки базової точності та формальної коректності, вони не дозволяють адекватно вимірювати рівень збереження семантичного змісту, стилістичної цілісності, жанрової ідентичності та культурного контексту перекладу. Зокрема, автоматизовані показники не враховують тональності, ритму та структурно-семантичних особливостей речень, що особливо критично у художніх, публіцистичних та рекламних текстах, де стилістична форма та прагматичні нюанси визначають комунікативний ефект [34].

Наслідком цього є те, що переклади, які отримують високі оцінки за формальними метриками, можуть містити семантичні спотворення, втрату

авторського стилю, невірне відтворення жанрових особливостей або невідповідність культурним конвенціям. Зокрема, у текстах із багатозначними термінами, метафорами, ідіомами чи гумором автоматизовані метрики не здатні визначити точність передачі смислового та емоційного навантаження, що може призводити до спотворення авторського задуму та зниження комунікативної ефективності перекладу.

Враховуючи ці обмеження, критична роль у забезпеченні семантичної та стилістичної адекватності перекладу залишається за експертною людською оцінкою та пост-редагуванням. Сучасні дослідження пропонують комбіновані підходи, які поєднують традиційні автоматизовані метрики з людською експертизою, а також використання нейронних моделей оцінки якості перекладу (Quality Estimation, QE), що враховують як семантичну точність, так і стилістичну відповідність. Проте такі системи поки що не є універсальними, потребують значних обчислювальних ресурсів і великих навчальних корпусів, і тому не можуть повністю замінити людську компетенцію [24;25].

Оцінка якості перекладу в умовах використання NMT та LLM залишається багатовимірним і комплексним завданням, що вимагає інтеграції формальних метрик, контекстуального семантичного аналізу та експертної людської оцінки для забезпечення максимальної точності, стилістичної адекватності та культурної відповідності перекладеного тексту.

Таким чином, проблеми семантичного та стилістичного відтворення текстів за допомогою штучного інтелекту формують низку нових викликів як для перекладацької практики, так і для наукових досліджень у галузі перекладознавства та комп'ютерної лінгвістики. Виявлені обмеження підкреслюють критичну необхідність інтеграції теоретико-методологічних підходів до трансформацій перекладу, які дозволяють систематизувати зміни у семантиці та стилі тексту, у процес оцінки результатів машинного перекладу.

Крім того, ці проблеми зумовлюють потребу у розвитку моделей NMT і LLM, здатних ефективно враховувати документний контекст, міжреченнєві зв'язки, культурні й прагматичні аспекти, а також жанрові і стилістичні

особливості текстів різних функціональних стилів і комунікативних цілей. Інтеграція таких механізмів дозволяє зменшити втрати смислу та стилістичної виразності, підвищує узгодженість термінології і тональності, а також сприяє більш точному відтворенню авторського задуму.

Не менш важливим є поєднання машинних технологій із людською компетенцією: автоматичний переклад дедалі частіше виступає як робочий інструмент або чернетка, яку необхідно доповнювати і коригувати з урахуванням стилістичних, семантичних і культурних нюансів. Такий синергетичний підхід забезпечує високу якість перекладу, зберігає жанрову і стилістичну цілісність тексту та зменшує ризик втрати комунікативної функції, що особливо важливо для художніх, публіцистичних, науково-популярних і локалізованих матеріалів.

Отже, сучасні виклики NMT і LLM акцентують необхідність комплексного підходу до перекладу, який поєднує автоматизовані алгоритми, теорію трансформацій і професійну людську експертизу для забезпечення адекватності, стилістичної цілісності та повноти переданого змісту.

## 2 СТИЛІСТИЧНІ ТА СЕМАНТИЧНІ ТРАНСФОРМАЦІЇ У ТЕКСТАХ, ЗГЕНЕРОВАНИХ ШТУЧНИМ ІНТЕЛЕКТОМ

### 2.1 Методика дослідження мовних трансформацій у машинному перекладі

Методика дослідження мовних трансформацій у машинному перекладі ґрунтується на комплексному поєднанні лінгвістичних, перекладознавчих та комп'ютерно-лінгвістичних методів. Оскільки машинний переклад (МП) є феноменом, що виникає на перетині лінгвістики та штучного інтелекту, його аналіз потребує інтеграції як якісних, так і кількісних підходів, спрямованих на виявлення особливостей відтворення значення, стилю, синтаксичної структури й дискурсивних характеристик тексту. Теоретичні засади перекладознавства вказують на доцільність використання описового, зіставного та структурно-семантичного аналізу, які дозволяють простежити характер і функції трансформацій під час переходу від мови-джерела до мови-реципієнта [79; 11]. Водночас сучасні дослідження машинного перекладу підкреслюють важливість процесорієнтованого підходу, що враховує не лише результат перекладу, але й механізми, які лежать в основі функціонування МП-систем, передусім тих, що працюють на базі нейронних мереж.

Однією з ключових передумов якісного аналізу є формування репрезентативного корпусу даних, який включає оригінальний текст, його машинний переклад, а за можливості – і референтний людський переклад для зіставлення з «еталонним» варіантом. Корпусні підходи дозволяють проводити систематичне порівняння різних перекладних рішень, виявляти закономірності та типові помилки, а також визначати статистичну частотність тих чи інших трансформацій. У попередніх дослідженнях корпус перекладних відповідників формувалася на матеріалі художніх, наукових або публіцистичних текстів обсягом від кількох сотень до кількох тисяч одиниць аналізу, що забезпечувало можливість репрезентативного зіставлення [34; 72].

На етапі якісного аналізу здійснюється детальне порівняння оригіналу та перекладу з метою виявлення трансформацій різних типів – лексичних, граматичних, синтаксичних, стилістичних і семантичних. Лексичні трансформації включають синонімічні заміни, узагальнення або конкретизацію значення, модифікацію термінології та адаптацію культурно маркованих елементів. Граматичні та синтаксичні зміни охоплюють транспозиції, зміну порядку слів, модифікацію структури речень, перетворення складнопідрядних конструкцій на прості та навпаки. Семантичні трансформації стосуються втрат або прирощень смислу, зміни модальності та прагматичного потенціалу висловлення. Стилiстичні відхилення проявляються у зміні реєстру, стилістичної тональності, ступеня формальності, емоційності чи експресивності. У сучасних роботах з перекладознавства доведено, що оцінка трансформацій повинна враховувати їхню вмотивованість, тобто функціональну необхідність у контексті міжмовної адаптації [24].

З огляду на технічний характер машинного перекладу, якісний аналіз трансформацій доповнюється кількісними методами, що передбачають використання автоматичних метрик оцінювання якості перекладу. Найпоширенішою є метрика BLEU (Bilingual Evaluation Understudy), заснована на порівнянні n-грам машинного перекладу з еталонним варіантом, що дозволяє отримати числовий показник ступеня збігу [25]. Серед інших поширених метрик – METEOR, TER, NIST, chrF, які враховують додаткові аспекти подібності, такі як морфологічні варіації, порядок слів, редагувальна відстань або відповідність символів [61]. Проте науковці неодноразово наголошують, що класичні метрики n-грамного типу неспроможні повною мірою оцінити якість перекладу з погляду стилістики, дискурсу чи глибинної семантики, оскільки вони не враховують варіативності граматичних конструкцій, синонімії та прагматичних відтінків [64].

В останні роки з розвитком великих мовних моделей поширюються семантично орієнтовані метрики, такі як COMET, які використовують

нейронні репрезентації для визначення смислової близькості між сегментами тексту. Дослідження показують, що модельні метрики значно точніше корелюють із людськими оцінками, особливо в умовах високої варіативності перекладу [49]. Незважаючи на це, навіть найдосконаліші автоматичні метрики не можуть повністю замінити людську оцінку. Тому у багатьох емпіричних роботах застосовуються комбіновані підходи, коли результати автоматичного аналізу перевіряються експертами за однією з існуючих схем: Best–Worst Scaling, Direct Assessment, класифікація помилок або оцінювання зусиль постредагування. Порівняльні дослідження свідчать, що людський переклад, попри значний прогрес нейронних моделей, переважає за природністю та стилістичною гнучкістю, що виявляється під час прямих експертних оцінок [10].

Загалом пріоритетом методики є поєднання кількісних і якісних підходів, що дозволяє розглядати машинний переклад не лише як продукт алгоритмічної обробки, але й як об'єкт перекладознавчої інтерпретації. Інтерпретаційний аналіз передбачає визначення частотності певних типів трансформацій, їхньої функціональної значущості, впливу на точність і адекватність мовного відтворення, а також виявлення тенденцій, які характерні для певної моделі машинного перекладу. Результати аналізу дозволяють зробити висновки щодо вмотивованості трансформацій, їхньої відповідності нормам мови-реципієнта та комунікативної функції тексту. У цьому контексті важливо враховувати такі критерії, як міра втручання у структуру висловлювання, збереження смислових компонентів, точність термінології та відповідність стилістичному стандарту жанру [44].

Водночас методологія дослідження має враховувати низку обмежень. По-перше, автоматичні метрики часто демонструють низьку здатність оцінювати стилістичні та прагматичні аспекти. По-друге, людські оцінки можуть бути суб'єктивними й вимагати складної організації експерименту. По-третє, численні дослідження підкреслюють проблему реплікабельності, оскільки експериментальні умови, корпуси й інструменти часто не

стандартизовані, що призводить до труднощів порівняння результатів різних авторів [27]. Саме тому сучасний науковий підхід передбачає поєднання різних методів, документування процедур аналізу та критичне осмислення отриманих результатів для досягнення максимальної об'єктивності, точності й наукової достовірності.

## **2.2 Порівняльний аналіз перекладів різних систем машинного перекладу (DeepL, ChatGPT)**

Система DeepL – один із провідних сучасних інструментів машинного перекладу. За своїм фундаментом вона – нейронна система перекладу (Neural Machine Translation, NMT), яка використовує архітектуру трансформерів. Трансформерна архітектура з механізмом самоуваги (self-attention) дає змогу моделі аналізувати всі слова речення одночасно, враховуючи контекст, зв'язки й залежності між ними. Такий підхід суттєво перевершує за якістю більш старі моделі (наприклад, на базі RNN), які обробляли вхід послідовно і мали обмеження при перекладі довгих чи складних речень.

DeepL має кілька режимів/моделей перекладу. За замовчуванням – «класична» модель, яка підтримує широкий набір мов. Натомість «модель нового покоління» – це велика мовна модель (LLM), спеціально оптимізована під переклади, що обіцяє покращену якість, особливо для довгих текстів або складних мовних конструкцій.

На практиці DeepL цінується за те, що дає досить природні, «людськоподібні» переклади – близькі до того, як би переклав досвідчений фахівець. Зокрема, система здатна зберігати стилістичні нюанси, ідіоми, адекватно поводитися з синтаксисом цільової мови, що робить її зручною для академічних, публіцистичних або бізнес-текстів.

Крім того, DeepL підтримує переклад документів у різних форматах (наприклад, Word, PDF, PowerPoint) із збереженням форматування – що є зручним для практичного використання: не потрібно вручну відновлювати структуру після перекладу.

У наукових дослідженнях, присвячених якості автоматичного перекладу, DeepL часто оцінюється як система з доволі високим рівнем адекватності та природності порівняно з багатьма конкурентами [16; 49].

ChatGPT – не вузькоспеціалізована система перекладу, а універсальна велика мовна модель (LLM), натренована для генерації тексту в природній мові. Модель налаштована через інструкції (instruction tuning) і, за потреби, може виконувати переклад серед багатьох інших задач.

Хоч LLM, як ChatGPT, не були спочатку створені спеціально як машинні перекладачі, дослідження показали, що вони здатні виконувати переклад з гідною якістю для багатьох мовних пар. Наприклад, у великому аналізі 204 мов було виявлено, що GPT-системи підходять для так званих «мов з високим ресурсом» (high-resource languages), проте суттєво відстають у якості для «малоопрацьованих» мов (low-resource languages).

Перевага ChatGPT (та інших LLM) – гнучкість: модель може не лише перекладати, а й редагувати, пояснювати, перефразувати, адаптувати текст під стиль або тон, працювати в режимі діалогу. Це дає змогу використовувати її не просто як «транслейтора», а як універсальний мовний інструмент.

Водночас, як підкреслюють дослідження, результати перекладу від LLM залежать від ряду факторів: достатності навчальних даних для конкретної мовної пари, ресурсності мови, а також від того, наскільки грамотно сформульований запит або інструкція для перекладу.

Ще один важливий аспект: LLM можуть добре справлятися з пост-редагуванням перекладів, тобто виправляти помилки машинного перекладу, покращувати стиль, структуру, адекватність. Наприклад, у дослідженні з post-editing перекладів NMT-систем було показано, що GPT-4 може суттєво підвищити якість перекладів, здійснивши правки, які покращують узгодженість, виправляють граматику чи контекстні помилки [27; 44].

Для формальних, технічних, наукових чи академічних текстів, де важливі точність, збереження термінології, форматування та структурованість – DeepL часто виглядає надійніше як спеціалізований перекладач.

Якщо ж потрібен гнучкий підхід – переклад + адаптація стилю, редагування, пояснення, перефразування чи комбінована робота з текстом – ChatGPT (або подібні LLM) надає ширший функціонал.

У випадку рідкісних чи «малоресурсних» мов, або нестандартних комбінацій мов, які мають менше тренувальних даних, LLM (ChatGPT) можуть демонструвати нижчу якість перекладу порівняно з NMT-системами.

Якщо важлива пост-обробка перекладу (редагування, поліпшення стилю, коригування помилок) – ChatGPT може стати ефективним інструментом, зокрема як «пост-редактор» після початкового перекладу NMT.

Таким чином, DeepL і ChatGPT – це технологічно і концептуально різні підходи до автоматичного перекладу. DeepL як спеціалізована система NMT з трансформерною архітектурою забезпечує високу якість перекладу, наближену до традиційних перекладів людиною, особливо для популярних мовних пар і формальних текстів. ChatGPT як велика універсальна LLM дає ширші можливості: гнучкість, багатofункціональність, здатність до редагування і адаптації, але з менш стабільною якістю для деяких мов або стилів текстів [46; 9].

Для аналізу було обрано фрагменти художньо-публіцистичного українського тексту, насиченого емоційною лексикою, локальними культурними образами та розмовними інтонаційними конструкціями. Такий матеріал є індикативним для виявлення стилістичних і семантичних зсувів, оскільки вимагає від перекладача не лише буквальної передачі змісту, а й адекватного відтворення емоційної тональності та композиційного ритму.

### **Фрагмент 1**

Суми – це не умовне прифронтове містечко з новинних сюжетів. Тут є набережні, де щодня можна зустріти чимало людей, історичний центр зі справді якісними кав'ярнями, парки і ревіталізовані подвір'я, де проводять фестивалі та концерти навіть зараз. Війна не стерла цього вайбу – вона його загостила.

Як би ми не характеризували наше місто під час війни, ранок тут починається, не повірите, «як у людей». Заварюємо найсмачнішу каву, насолоджуємось новим днем, милуємось тваринами і зізнаємося в коханні ще зрання.

Здається, війна навчила нас буквально жити одним днем – не так, як би того хотілось, але вона точно зосереджує на справді цінних моментах. І саме в цьому ранковому ритмі найкраще видно характер міста [18].

### **Людський переклад**

Sumy isn't the typical frontline city you see on the news. Even now, we have waterfront walkways where crowds of people stroll every day, a historical center with coffee shops that serve excellent coffee, parks and revitalized courtyards that still host festivals and concerts. War didn't erase this vibe – it amplified it.

No matter how we define our city during the war, mornings here begin, if you can believe it, just like anywhere else. We brew the tastiest coffee, take a moment to appreciate another new day, admire the cuteness of our pets and say our “I love yous” bright and early.

It seems the war has taught us to live one day at a time. This is not how we wanted it to be, but it does help us focus on the moments that truly matter. This morning rhythm fully reveals the city's character [71].

### **Переклад ChatGPT**

Sums is not a typical frontline town from TV reports. There are embankments where you can meet many people every day, a historic center with genuinely good coffee shops, parks and revitalized courtyards where festivals and concerts take place even now. The war hasn't erased this vibe – it has sharpened it.

No matter how we describe our city during the war, mornings here begin, believe it or not, “like for everyone else.” We brew the most delicious coffee, enjoy the new day, admire animals and confess our love already in the morning.

It seems the war has literally taught us to live one day at a time – not the way we would want to, but it certainly keeps us focused on what truly matters. And it's in this morning rhythm that the character of the city is most visible.

## DeepL

Sumy is not a typical frontline town from the news. There are embankments where you can meet many people every day, a historic center with really good coffee shops, parks, and revitalized courtyards where festivals and concerts are held even now. The war has not erased this vibe – it has intensified it.

No matter how we characterize our city during the war, mornings here begin, believe it or not, “like normal people.” We brew the most delicious coffee, enjoy a new day, admire animals, and confess our love early in the morning.

It seems that the war has taught us to live literally one day at a time – not as we would like to, but it definitely focuses us on what is truly valuable. And it is in this morning rhythm that the character of the city is best seen.

У поданому фрагменті три переклади – людський, DeepL та ChatGPT – демонструють різні підходи до передання змісту, стилю та емоційної тональності оригінального українського тексту. Найпомітніші відмінності виявляються вже на рівні передачі власної назви міста: лише людський переклад послідовно й коректно передає «Суми» як Sumy, тоді як ChatGPT використовує некоректну форму Sums, що порушує як точність, так і усталені мовні норми. DeepL у цьому аспекті також підтримує правильну форму Sumy.

Щодо точності змісту, людський переклад найбільш повно і природно передає як фактичну сторону тексту, так і його емоційну насиченість. Змістові акценти, присутні в оригіналі – від живого міського середовища до парадоксального поєднання війни та повсякденності – відтворені без втрати смислу й підтексту. DeepL і ChatGPT у цілому зберігають основні інформаційні елементи, проте інколи допускають зміщення значень. Наприклад, вислів «як у людей» DeepL перекладає як “like normal people”, що звучить знижено і створює непередбачений соціальний підтекст; ChatGPT пропонує “like for everyone else”, що стилістично нейтральніше, але відходить від іронічного забарвлення оригіналу. Людський переклад обирає “just like anywhere else”, що відтворює тонку авторську інтонацію буденності без зайвих конотацій.

Стилістична відповідність також є найвищою у людському перекладі: він зберігає розмовно-публіцистичну інтонацію оригіналу, динаміку та ритм фраз, а також відчуття легкої емоційної світлості, яка контрастує з описом воєнного досвіду. DeepL, хоч і формально точний, має дещо механічний тон, що проявляється у більш прямолінійному синтаксисі й недостатній гнучкості ідіоматики. ChatGPT, своєю чергою, інколи надмірно буквалістичний: фрази на кшталт “confess our love already in the morning” звучать граматично коректно, але стилістично незграбно й не відповідають природній англійській мовній нормі. Людський варіант – “say our ‘I love yous’ bright and early” – передає і розмовність, і культурно відповідний образ.

У плані синтаксичної організації людський переклад демонструє різноманітні структури, природні для англійського публіцистичного стилю: збалансовані складні речення, плавні переходи між смисловими блоками та гнучке використання прийменникових конструкцій. DeepL тяжіє до більш рівномірної синтаксичної структури, інколи калькованої з української, тоді як ChatGPT частіше відтворює структуру оригіналу дослівно, що призводить до менш природної ритміки.

Лексичні рішення також демонструють відмінності. Людський переклад вміло використовує контекстуально точні слова (“vibe”, “take a moment to appreciate”, “morning rhythm”), тоді як DeepL обирає більш базові або прямі відповідники (“really good coffee shops”, “best seen”), що робить текст менш стилістично виразним. ChatGPT місцями використовує словникові відповідності без урахування контексту (“confess our love”, “admire animals”), що спрощує або змінює образність. Водночас обидві системи коректно зберігають ключові змістові одиниці, хоча не завжди з необхідною стилістичною гнучкістю.

У збереженні термінології (яка в цьому фрагменті мінімальна) найважливішим є передання власної назви. Людський переклад і DeepL дотримуються норми Sumy, тоді як ChatGPT порушує її. Інші терміни –

«frontline city», «revitalized courtyards», «vibe» – у всіх перекладах відтворені прийнятно, але не завжди стилістично доцільно.

Перекладацькі трансформації чітко виражені в людському перекладі: тут застосовано смисловий розвиток (“like anywhere else” замість кальки), модуляцію (наприклад, “take a moment to appreciate another new day” для «насолоджуємось новим днем»), а також експлікацію емоційних відтінків. DeepL здебільшого дотримується прямого перекладу з мінімальними модуляціями, зберігаючи буквальність, що інколи призводить до стилістичної сухості. ChatGPT демонструє поєднання буквального перекладу й модуляції, однак через меншу увагу до нативності англійської мови деякі трансформації виглядають неприродно або випадково.

Узагальнюючи, людський переклад постає як найбільш стилістично вмотивований, точний і природний. DeepL забезпечує високу змістову точність, проте менш виразний у стилістичному плані. ChatGPT у цілому передає зміст, але припускається як фактологічної помилки у власній назві, так і низки стилістичних огріхів. У контексті наукового дослідження ці спостереження демонструють, що сучасні системи машинного перекладу здатні коректно відтворювати зміст складних публіцистичних текстів, однак у сфері стилістичної відповідності та креативних трансформацій людський переклад усе ще залишається якісно переважним.

## **Фрагмент 2**

Нещодавно в Україну повернули тіло української журналістки Вікторії Рощиної, яка потрапила в російський полон у жовтні 2023 року. Її катували електричним струмом, зламали ребра, годували гнилою їжею. Влітку 2024 року Вікторія важила 30 кілограмів і не могла стояти через виснаження і хвороби, а восени того ж року загинула у полоні, не доживши до запланованого обміну. Коли тіло Вікторії доставили в Україну, патологоанатоми побачили, що з нього вилучені головний мозок, очні яблука та частина трахеї. Лікарі припускають, що це було здійснено, щоб приховати причину смерті – удушення.

Якщо вам важко це слухати – уявіть собі, як важко це проживати. Сьогодні до шістнадцяти тисяч українців перебувають у російському полоні.

Просто зараз, у цю мить, вони переживають тортури. Ті, про які я щойно згадувала, або ще страшніші. І це – не все. Я ще не говорила про життя в окупації – щоденне, виснажливе випробування. Про викрадення і примусове «перевиховання» українських дітей. Про страти наших військовополонених просто на полі бою.

Це – лише частина нелюдських злочинів, які чинить Росія. І вона продовжує це робити. Просто зараз.

«А що можу зробити я?» – питаєте ви. Я маю для вас декілька порад.

Перше. Не обмежуйте свою уяву. Єдине, що справді стримує наші можливості, – це межі нашої уяви. Історія України – це суцільна історія того, як у нас не вірили, а нам вдавалося. І йдеться не тільки про мантру «Україна впаде за три дні», яку повторювали західні ЗМІ у тижні перед повномасштабним вторгненням. Надання Україні систем ППО «Патріот», ракет АТАСМС і винищувачів F-16, зупинка «Північного потоку», замороження російських активів, статус кандидата в члени Європейського Союзу – усе це ще кілька років тому здавалося вам неможливим. А сорок років тому навіть сама ідея незалежної України багатьом здавалась утопією – за кордоном у неї вірила хіба жменька мрійників. Я пропоную вам повірити в те, що деокупація України, деімперіалізація та роззброєння Росії, притягнення росіян до відповідальності за воєнні злочини, злочини проти людяності та геноцид – можливі. А де є воля, там є шлях.

Я також можу запевнити вас, що Україна продовжить боротись і захищати себе, навіть якщо США взагалі припинять підтримку. А якщо ми це робитимемо з партнерами, навіть на рівні Коаліції рішучих, то будемо нездоланими [3].

### **Людський переклад**

Recently, the body of Ukrainian journalist Viktoriia Roshchyna was returned to Ukraine. She was taken prisoner by Russia in October 2023. She was tortured

with electric shocks, had her ribs broken and was fed rotten food. By summer 2024, Viktoriia weighed just 30 kilograms (66 pounds) and could not stand from exhaustion and illness. In the fall of that year, she died in captivity, never making it to the scheduled prisoner exchange. When her body was delivered to Ukraine, pathologists discovered that her brain, eyes, and part of her trachea had been removed. Doctors suspect this was done to conceal the cause of death – likely asphyxiation.

If this is hard for you to listen to, imagine how hard it is to live through. Today, up to 16,000 Ukrainians are being held in Russian captivity.

Right now, at this very moment, they are being tortured. The same tortures I've described – or worse. And that's not all. I haven't yet spoken about life under occupation – a daily, exhausting ordeal. About the abduction and forced “re-education” of Ukrainian children. About the executions of our POWs right on the battlefield.

This is only part of the inhuman crimes Russia is committing. And it's still doing it. Right now.

“What can I do?” you will ask. I have a few suggestions.

First: Don't limit your imagination. The only real limit to what's possible is the boundary of our imagination. The history of Ukraine is a history of being doubted – and proving people wrong. I'm not just talking about the “Ukraine will fall in three days” mantra Western media repeated before the full-scale invasion. Receiving Patriot air defense systems, ATACMS missiles, F-16s, the halt of Nord Stream 2, the freezing of Russian assets and EU candidate status – just a few years ago, all of this seemed impossible. Forty years ago, even the idea of an independent Ukraine seemed like a pipe dream. Only a handful of dreamers abroad believed in it. I invite you to believe that Ukraine's de-occupation, Russia's de-imperialization and disarmament, justice for Russia's war crimes, crimes against humanity and genocide – are all possible. And where there's a will, there's a way.

I can also assure you that Ukraine will keep fighting and defending itself, even if the United States stops supporting us entirely. But if we do it with our partners – even just the “coalition of the willing” – we’ll be unstoppable [81].

### **ChatGPT**

Recently, the body of Ukrainian journalist Viktoria Roshchyna was returned to Ukraine. She was taken into Russian captivity in October 2023. She was tortured with electric shocks, her ribs were broken, she was fed rotten food. In the summer of 2024 Viktoria weighed 30 kilograms and could not stand due to exhaustion and illness, and in the autumn of that year she died in captivity, not living to the scheduled exchange. When Viktoria’s body was brought to Ukraine, pathologists discovered that her brain, her eyeballs and part of her trachea had been removed. Doctors believe this was done to conceal the cause of death – suffocation.

If it is difficult for you to listen to this, imagine how difficult it is to live through it. Today up to sixteen thousand Ukrainians remain in Russian captivity.

Right now, at this very moment, they are being tortured. The way I just described, or worse. And that is not all. I have not yet spoken about life under occupation – a daily, exhausting ordeal. About the abduction and forced “re-education” of Ukrainian children. About executions of our prisoners of war right on the battlefield.

This is only part of the inhuman crimes Russia commits. And it continues doing so. Right now.

“What can I do?” you may ask. I have several suggestions for you.

First. Do not limit your imagination. The only real limit to our capabilities is the limit of our imagination. The history of Ukraine is a continuous story of how no one believed in us, yet we succeeded. And it is not only about the mantra “Ukraine will fall in three days,” repeated by Western media in the weeks before the full-scale invasion. Providing Ukraine with Patriot air defense systems, ATACMS missiles and F-16 fighter jets, halting Nord Stream, freezing Russian assets, granting EU candidate status – all of this seemed impossible only a few years ago. And forty years ago, even the idea of an independent Ukraine seemed utopian – abroad, only

a handful of dreamers believed in it. I urge you to believe that the de-occupation of Ukraine, the de-imperialization and disarmament of Russia, and holding Russians accountable for war crimes, crimes against humanity and genocide – are possible. And where there is a will, there is a way.

I can also assure you that Ukraine will continue to fight and defend itself even if the United States completely halts support. And if we do this with partners, even at the level of the coalition of the willing, we will be unstoppable.

### **DeepL**

Recently, the body of Ukrainian journalist Viktoria Roshchina, who was captured by Russia in October 2023, was returned to Ukraine. She was tortured with electric shocks, had her ribs broken, and was fed rotten food. In the summer of 2024, Viktoria weighed 30 kilograms and was unable to stand due to exhaustion and illness. In the fall of that year, she died in captivity, not living to see the planned exchange. When Viktoria's body was brought to Ukraine, pathologists saw that her brain, eyeballs, and part of her trachea had been removed. Doctors think this was done to hide the cause of death—suffocation.

If this is difficult for you to hear, imagine how difficult it is to live through. Today, up to 16,000 Ukrainians are being held captive in Russia.

Right now, at this very moment, they are being tortured. The kind I just mentioned, or even worse. And that's not all. I haven't even mentioned life under occupation – a daily, exhausting ordeal. The abduction and forced “re-education” of Ukrainian children. The execution of our prisoners of war right on the battlefield.

These are just some of the inhuman crimes committed by Russia. And it continues to do so. Right now.

“What can I do?” you may ask. I have a few suggestions for you.

First. Don't limit your imagination. The only thing that truly limits our capabilities is the limits of our imagination. The history of Ukraine is a continuous story of how no one believed in us, but we succeeded. And I'm not just talking about the mantra “Ukraine will fall in three days,” which was repeated by Western media in the weeks before the full-scale invasion. The provision of Patriot air defense

systems, ATACMS missiles, and F-16 fighter jets to Ukraine, the suspension of Nord Stream, the freezing of Russian assets, and Ukraine's status as a candidate for European Union membership – all of this seemed impossible just a few years ago. And forty years ago, even the very idea of an independent Ukraine seemed utopian to many – only a handful of dreamers abroad believed in it. I urge you to believe that the de-occupation of Ukraine, the de-imperialization and disarmament of Russia, and bringing Russians to justice for war crimes, crimes against humanity, and genocide are possible. Where there is a will, there is a way.

I can also assure you that Ukraine will continue to fight and defend itself, even if the US stops its support altogether. And if we do this with our partners, even at the level of the Coalition of the Determined, we will be unbeatable.

У першому смисловому блоці, що описує умови перебування Вікторії Рощиної у російському полоні, спостерігається істотна різниця між перекладами в аспектах конкретизації й відтворення інтенсивності досвіду. Людський переклад використовує прийом інформативної компенсації, вводячи метричну адаптацію «(66 pounds)», чим відтворює шокове сприйняття оригіналу в іншій культурі. Обидві машинні системи зберігають лише метричну одиницю оригіналу, що призводить до зниження прагматичного ефекту: вага у кілограмах для частини англомовної аудиторії не має автоматичної емоційної валентності, яку оригінал викликає у носіїв метричної системи. У синтаксичному плані ChatGPT демонструє тенденцію до калькування українських конструкцій, зокрема в «not living to the scheduled exchange», тоді як DeepL застосовує більш англійські синтаксичні ходи, проте зберігає нейтральність, яка частково нівелює драматичний реєстр оригіналу. В обох машинних перекладах простежуються коливання в передачі власних назв: різні варіанти транслітерації («Viktoria»/«Viktoriiia», «Roshchina»/«Roshchyna») свідчать про відсутність стабільної стратегії, тоді як людський переклад демонструє послідовність, очевидно зумовлену орієнтацією на підвищену ідентифікаційну точність.

У фрагменті, що переходить від опису конкретного випадку до узагальнення про тисячі ув'язнених українців, три переклади по-різному відтворюють модальну інтенсивність. У людському перекладі спостерігається риторична посиленість через вибір лексем із високим емоційним навантаженням («right now, at this very moment»), що підсилює відчуття невідкладності – це відповідає інтенції оригіналу, де теперішній час виконує функцію емоційного тиску. У перекладі DeepL ця інтенсивність частково зберігається, але з мінімальним ступенем експресивності: структура речень залишається граматично коректною, проте менш імперативною. ChatGPT намагається зберегти ритмічність оригіналу, однак через переважання прямої відповідності конструкцій («the way I just described, or worse») виникає відчуття стилістичної прямолінійності, що знижує драматичну багатозаровість українського тексту. У контексті цього блоку показано, що жоден із машинних перекладів не відтворює латентну внутрішню паузацію, властиву оригіналу (риторичні зупинки, розведення інформаційних акцентів тире), тоді як людський переклад застосовує англомовні засоби структурування (коми, вставні синтагми), які зберігають темпоральну напруженість.

У частині, де наратив переходить до опису життя в окупації та системних злочинів, релевантним є аналіз семантичної інтенсифікації. Оригінал використовує поступове накопичення фактів, що створює ефект наростання тягаря. Людський переклад відтворює цей механізм через плавний синтаксичний розвиток і точну градацію лексики («a daily, exhausting ordeal», «forced 're-education'», «executions... right on the battlefield»). DeepL зберігає семантичну структуру, але спрощує реєстр, що робить текст більш інформативним, ніж експресивним. ChatGPT у цьому фрагменті демонструє найбільшу чутливість до вихідної граматики: використання калькованих зв'язок типу «That is not all» чи «I have not yet spoken» відтворює поверхневу організацію змісту, але не повністю передає дискурсивну напругу, оскільки

англійська традиція риторичного викладу потребує більш тонкого варіювання інтонаційних маркерів.

У заключному блоці, де текст переходить до мотиваційного імператива («Не обмежуйте свою уяву»), чітко проявляються відмінності у передачі метафоричних структур. Людський переклад зберігає метафору межі як мисленнєвої категорії та природно вписує її в англомовну традицію («the boundary of our imagination»), забезпечуючи когерентність подальшої аргументації. DeepL пропонує формально точний, але стилістично менш плавний варіант, тоді як ChatGPT тяжіє до калькування («Do not limit your imagination»), що є граматично коректним, але не повністю відтворює прагматичну функцію оригінальної фрази – заклик до уявної сміливості в українському тексті має більш екзистенційний характер, ніж просто заклик до ментальної активності. В частині історичних прикладів людський переклад демонструє гнучку стилістичну адаптацію, трансформуючи довгі українські переліки в добре структуровані англомовні синтаксичні ряди. Машинні системи зберігають лише поверхневу композицію, що призводить до певного інфляційного ефекту: факти залишаються точними, але риторична переконливість зменшується.

### **Фрагмент 3**

У березні 1991 року Горбачов провів референдум із питанням, чи варто зберегти СРСР, але в оновленому вигляді, де республіки мали би більше прав. Тоді 70% населення Української РСР проголосувало за збереження СРСР.

Тими 30%, які проголосували проти, були мешканці трьох галицьких областей. Кажуть, що рішення Сталіна 1939 року приєднати три балтійські країни і Західну Україну було його найбільшою помилкою. Якби не це рішення, Радянський Союз міг би вижити – бо головним осередком антирадянського сепаратизму були саме ці території.

Це твердження також є сумнівним. Роль і потенціал цих територій були другорядними. По-перше, навіть якби вони вийшли зі складу СРСР, він би через це не перестав існувати. Ключовою територією для збереження СРСР

була Україна – і то навіть без західної частини. По-друге, з кінця 1970-х радянська влада намагалася прискорити русифікацію та радянізацію західних окраїн. Ця політика не була безуспішною. На початку 1980-х було враження, що навіть Львів стає російськомовним містом.

Щастя Західної України полягало в тому, що тут радянська влада проіснувала на одне покоління менше, аніж на решті українських земель.

І якби Радянський Союз не розвалився 1991 року, а, скажімо, 2001-го чи 2011-го, Західна Україна могла би повторити долю решти й сучасна Україна були би схожа на сучасну Білорусь [2].

### **Людський переклад**

In March 1991, Horbachov held a referendum where the people should declare if the Soviet Union should be preserved but in a renewed version, with more rights for its republics. Then, 70% of the Ukrainian SSR population voted for the preservation of the USSR.

Those 30% who voted against, were the inhabitants of the three Halician regions. It is said that Stalin's decision in 1939 to annex the three Baltic states and western Ukraine was his biggest mistake. If it were not for this decision, the Soviet Union could have lived—as these territories were the main centre of anti-Soviet separatism.

These statements are doubtful, too. The role and potential of these territories were secondary. First, even if they had left the USSR, it would not have ceased to exist because of this. The key territory for the preservation of the USSR was, in fact, Ukraine, even without its western part. Second, since the late 1970s, the Soviet government has been trying to accelerate the russification and sovietization of its western suburbs. This strategy has not been unsuccessful. In the beginning of 1980s, it seemed that even Lviv was becoming a Russian-speaking city.

Western Ukraine was lucky enough to have to endure Soviet rule one generation less than the rest of Ukraine.

So, if the Soviet Union had not collapsed in 1991, but, say, in 2001 or 2011, Western Ukraine could have repeated the fate of the rest of the country, and modern Ukraine would have looked like modern Belarus [39].

### **ChatGPT**

In March 1991, Gorbachev held a referendum asking whether the USSR should be preserved in a renewed form, in which the republics would have greater rights. At that time, 70% of the population of the Ukrainian SSR voted to preserve the USSR.

The 30% who voted against were the residents of the three Galician regions. It is often said that Stalin's 1939 decision to annex the three Baltic states and Western Ukraine was his greatest mistake. Had it not been for this decision, the Soviet Union might have survived, as the main centres of anti-Soviet separatism were precisely those territories.

This claim is also questionable. The role and potential of these regions were secondary. First, even if they had seceded from the USSR, this alone would not have caused the Union to collapse. The key territory for preserving the USSR was Ukraine – even without its western part. Second, from the late 1970s, the Soviet authorities attempted to accelerate the Russification and Sovietisation of the western borderlands. This policy was not entirely unsuccessful. At the beginning of the 1980s, it seemed that even Lviv was becoming a Russian-speaking city.

Western Ukraine's good fortune lay in the fact that Soviet rule lasted here one generation less than in the rest of the Ukrainian lands.

And had the Soviet Union not collapsed in 1991, but, say, in 2001 or 2011, Western Ukraine could have repeated the fate of the rest, and contemporary Ukraine might have resembled modern-day Belarus.

### **DeepL**

In March 1991, Gorbachev held a referendum on whether to preserve the USSR, but in a renewed form, where the republics would have more rights. At that time, 70% of the population of the Ukrainian SSR voted to preserve the USSR.

The 30% who voted against were residents of three Galician regions. It is said that Stalin's 1939 decision to annex the three Baltic countries and Western Ukraine was his biggest mistake. Had it not been for this decision, the Soviet Union might have survived, because these territories were the main centres of anti-Soviet separatism.

This statement is also questionable. The role and potential of these territories were secondary. Firstly, even if they had left the USSR, it would not have ceased to exist. Ukraine was the key territory for the preservation of the USSR – even without the western part. Secondly, from the late 1970s, the Soviet authorities tried to accelerate the Russification and Sovietisation of the western outskirts. This policy was not unsuccessful. In the early 1980s, it seemed that even Lviv was becoming a Russian-speaking city.

The good fortune of Western Ukraine was that Soviet rule lasted one generation less here than in the rest of Ukraine.

And if the Soviet Union had not collapsed in 1991, but, say, in 2001 or 2011, Western Ukraine could have repeated the fate of the rest, and modern Ukraine would be similar to modern Belarus.

У вступному фрагменті, де йдеться про референдум 1991 року, усі три переклади відтворюють фактичну інформацію коректно, однак різняться за точністю стилістичної відповідності. Людський переклад демонструє тенденцію до розгорнутого синтаксису («the people should declare if the Soviet Union should be preserved»), що певною мірою змінює прагматичну структуру оригіналу, у якому референдум подано як політичну ініціативу, а не як формулювання «для людей». ChatGPT і DeepL відтворюють початкову конструкцію значно пряміше; при цьому переклад ChatGPT точніше зберігає причинно-цільовий характер запитання («asking whether the USSR should be preserved»), тоді як DeepL поступається стилістичною природністю усередині англійського речення («whether to preserve the USSR, but in a renewed form»). Обидві машинні версії краще утримують офіційний тон вихідного тексту.

У фрагменті про участь галицьких областей у голосуванні усі три переклади передають зміст без викривлень, але лексичні рішення істотно відрізняються. Людський переклад використовує форму «Halician», яка в англомовній науковій традиції майже не вживається й сприймається як штучна. Два машинні переклади подають «Galician», що відповідає усталеній міжнародній нормі. Синтаксично людський переклад вибудовує фразу з надмірною паузацією («Those 30% who voted against, were...»), що ненавмисно змінює ритм твердження; натомість ChatGPT створює найприроднішу англійську конструкцію. DeepL зберігає структуру близькою до оригіналу, хоча й дещо механістично. Саме в цьому фрагменті добре видно розбіжності у трансляції оцінних формулювань. Українське «кажуть, що...» у людському перекладі перетворюється на «It is said», тоді як ChatGPT відтворює фразу гнучкіше («It is often said»), зберігаючи її модальну невизначеність і водночас передаючи характер покликання на тривалу суспільну думку. DeepL повторює конструкцію дослівно, але без стилістичного увиразнення, яке присутнє в оригіналі.

У наступному абзаці, де автор розвінчує поширене твердження про вирішальність західноукраїнських земель, простежуються відмінності у виборі логічної організації та аргументативних зв'язок. Людський переклад намагається зберегти ритміку українського тексту, однак періодично тяжіє до калькування («the role and potential... were secondary»), що хоч і точно, але звучить жорсткіше, ніж англійська академічна норма. ChatGPT у цьому фрагменті демонструє найбільш збалансований синтаксис: конструкції «this alone would not have caused the Union to collapse» або «the western borderlands» відповідають англомовній термінологічній традиції й не порушують логічної структури оригіналу. DeepL передає зміст точно, проте використовує менш усталені англомовні клішети («the western outskirts»), що наближає текст до територіального опису, тоді як оригінал говорить про політико-адміністративні простори. Загалом саме в цьому фрагменті найбільш виразно проявляється різниця між людською інтерпретацією (орієнтованою на м'яку

стилістичну адаптацію), ChatGPT (на прагматичну англійську норму) та DeepL (на збереження структури).

Особливо показовою є передача процесів русифікації та радянзації. У людському перекладі обидва терміни збережено, однак «russification» подано з малою літерою, що суперечить більшій частині англомовної літератури. ChatGPT застосовує «Russification» та «Sovietisation» із капіталізацією і дотримується британського правопису, що відповідає історичному дискурсу. DeepL відтворює обидва терміни точно, хоча не завжди послідовний у виборі регістру. У семантичному плані машинні переклади чіткіше передають причинно-наслідкові зв'язки, тоді як людський переклад іноді зміщує акценти («This strategy has not been unsuccessful»), використовуючи подвійну негативну конструкцію, яка в англійській має іронічний або пом'якшувальний характер, якого немає в оригіналі.

У фінальному фрагменті, де автор переходить до контрфактичного моделювання майбутнього України, відчутні відмінності в стилістичній плавності. Людський переклад зберігає умовний період коректно, але «would have looked like modern Belarus» звужує смисл порівняння: оригінал говорить не стільки про зовнішню подібність, скільки про політичну модель. ChatGPT точніше відтворює модальність («might have resembled modern-day Belarus»), передаючи імовірнісний характер гіпотези. DeepL подає найпростіший варіант («would be similar to modern Belarus»), що частково редукує значення потенційного розвитку подій, хоча й лишається змістово правильним.

У підсумку можна відзначити, що людський переклад вирізняється інтерпретативною чутливістю, однак подекуди відхиляється від англомовної стилістичної норми та демонструє несталі рішення щодо термінології й географічних назв. DeepL найточніше зберігає структурну організацію оригіналу, але менш тонко працює з регістром і контекстуальними відтінками. ChatGPT, своєю чергою, забезпечує найпослідовнішу стилістичну адаптацію та найбільшу природність англійського викладу, хоч інколи й вдається до спрощення. Ступінь трансформацій у кожному перекладі різний: людський

переклад активно застосовує компенсацію та експлікацію, DeepL тяжіє до формального еквівалентного відтворення, тоді як ChatGPT використовує змішані стратегії – структурне збереження з одночасним стилістичним коригуванням. Ця різниця дозволяє простежити, як перекладацькі рішення впливають на презентацію історичного матеріалу та формування політичних смислів у перекладеному тексті.

### **2.3 Відтворення стилістичних особливостей текстів у машинному перекладі**

У перекладознавчих студіях останніх двох десятиліть питання стилістичної репрезентації тексту стає все більш центральним, оскільки стиль формує інтерпретаційні рамки, задає жанрово-комунікативну позицію і впливає на сприйняття читацької аудиторією. У контексті розвитку нейронного машинного перекладу (НМТ) здатність систем зберігати стилістичні характеристики авторського тексту набуває критичного значення. Саме стиль – не лише лексика чи синтаксис – визначає, чи переклад залишиться просто інформаційним переказом або збереже риторичну силу, оцінну модальність й емоційну тональність.

Аналіз трьох попередньо розглянутих фрагментів дає можливість прослідкувати, як стиль оригіналу (поєднання аналітичності з публіцистичною експресією) реалізується у різних перекладах – людському, а також машинних варіантах, як-от DeepL і ChatGPT. Хоча усі версії передають фактичний зміст, їх підходи до стилістичного оформлення суттєво різняться. Машинні переклади, зазвичай, стандартизують стиль, вирівнюють тональність, зменшують експресивний потенціал; ChatGPT у багатьох місцях краще утримує риторичну модальність, тоді як DeepL частіше нейтралізує авторський тон.

Оригінальний український текст носить ознаки поєднання науково-популярного аналізу та есеїстичного викладу, де фактологічний шар доповнюється оцінними судженнями, риторичними питаннями, емоційними

акцентами. Авторське бачення історичних і політичних процесів реалізоване через судження, інтонації сумніву або критики, метафоричні та контрастні формулювання. Такий стиль спрямований не просто на інформування, а на переконання, інтелектуальне залучення читача, стимулювання рефлексії. Таким чином, у перекладі критично важливо зберегти жанрово-речовий контекст і риторичну функцію.

Людський переклад у проаналізованих фрагментах демонструє високу здатність зберігати стилістичну багатомірність: складну синтаксичну побудову, плавні переходи між аргументами, збереження модальності, оцінних конструкцій та метафоричних елементів. Наприклад, твердження «Ця політика не була безуспішною» рендериться як «This policy was not unsuccessful», зберігаючи подвійне заперечення, і таким чином – іронічний або пом'якшений тон. Риторичні відступи, полемічні зауваження, інтонаційні паузи – усе це реалізовано природно для англомовного читача. Така стратегія відповідає концепції «динамічної еквівалентності», де мета перекладу – не просто передати факт, а відтворити вплив, стиль і функцію оригіналу [70].

Переклад, створений DeepL, системно демонструє тенденцію до стилістичного вирівнювання: він рідко зберігає оцінну інтонацію, майже завжди уникає риторичних відступів і свідомо спрощує синтаксичні конструкції. Емоційно забарвлені слова або змінюються на нейтральні відповідники, або замінюються більш «офіційними» формулюваннями. Унаслідок цього авторський тон зникає, а текст набуває характеру нейтрального інформаційного викладу – що, з теоретичної точки зору, є формою «перекладового консенсусу», коли вихідний стиль поступається стандартам цільової мови [46; 76]. Така тенденція спостерігається і в наукових дослідженнях машинного перекладу, де описана систематична втрата стилістичної індивідуалізації в НМТ-проектах [65].

У перекладах ChatGPT помітна помірна здатність відтворити складну структуру аргументації, зберегти елементи модальності та оцінних висловлювань. Синтаксичні конструкції залишаються доволі природними для

англомовного читача, а деякі оцінні формули, наприклад, «the key territory for preserving the USSR», «might have survived», «Russian-speaking city» – передають задум автора. Проте чат-МТ система також часто загладжує текст у бік стандартних англійських конструкцій, що робить переклад менш індивідуалізованим і дещо «нормалізованим». Ця позиція відповідає спостереженням дослідників, які вказують, що великі мовні моделі здатні на стилістичну адаптацію, але залишаються обмеженими у відтворенні авторської індивідуальності й риторичної ексцентричності текстів [38].

Аналіз синтаксичних структур показує, що людський переклад зберігає внутрішню логіку аргументативних періодів, ритм та паузи, що важливо для публіцистичного й есеїстичного жанру. Машинні перекладачі, натомість, найчастіше використовують короткі речення, прості конструкції, що призводить до втрати риторичної «інерції» тексту. Лексичний вибір теж відрізняється: оцінні модальності, складні терміни чи метафори у машинному перекладі часто редукуються до нейтральних, стандартних форм, що зменшує вплив і стильову виразність.

З прагматичної перспективи це має важливі наслідки: якщо переклад використовується не лише для інформаційного донесення, але й для впливу на читача – формування думки, аргументованої переконаності, – то машинний переклад, особливо в режимі DeepL, ризикує втратити значну частину авторського потенціалу. ChatGPT демонструє кращі результати, але все одно залишається компромісним вирішенням між фактичністю й стилістичною адаптацією.

Отже, аналіз підтверджує, що наразі машинний переклад, хоч і досяг значної якісної зрілості у сенсі семантичної й фактологічної точності, продовжує стикатися зі значними обмеженнями в сфері стилістичної репрезентації. Системи на кшталт DeepL зазвичай вирізняються стилістичною стандартизацією й нейтралізацією, тоді як ChatGPT демонструє більшу гнучкість і схильність до стилістичних рішень, наближених до людського перекладу. Проте лише людський переклад здатен повною мірою відтворити

складні авторські інтенції, риторичну структуру й стилістичну багатовимірність тексту, що має першочергове значення у текстах з високим емоційним чи публіцистичним навантаженням.

#### **2.4 Семантичні зсуви та зміни у передаванні значення**

Семантична точність перекладу є одним із ключових показників його якості, оскільки будь-яке відхилення від вихідного значення може призводити до спотворення інформаційного та комунікативного контексту. У перекладознавстві розрізняють різні типи семантичних зсувів: лексичні, граматичні, стилістичні, прагматичні та культурні. У контексті машинного перекладу особливо важливими є лексичні та граматичні зміни, оскільки алгоритми НМТ покладаються на статистичні й нейронні моделі, що іноді призводить до спрощення або калькування значень [46; 76].

Аналіз трьох фрагментів, розглянутих у попередніх підрозділах, дозволяє простежити характер семантичних зсувів у людському та машинному перекладі. У людському перекладі семантична точність максимально зберігається: всі ключові поняття, терміни та оцінні маркери передані з високою вірогідністю. Наприклад, у фрагменті про війну та полон Вікторії Рощиної перекладач точно передає інформацію про фізичне насильство, стан здоров'я та причину смерті: “She was tortured with electric shocks, had her ribs broken, and was fed rotten food”, що відповідає оригіналу і зберігає акцент на жорстокості подій. Так само зберігається смислова структура висловлювань щодо історичного контексту: “the key territory for the preservation of the USSR”, “even without its western part”, – усі деталі передано без втрат.

У машинних перекладах спостерігаються різні типи семантичних зсувів. DeepL демонструє тенденцію до семантичної нейтралізації та стандартизації значень. Наприклад, у реченні “Ця політика не була безуспішною” машинний переклад зберігає буквальний сенс (“This policy was not unsuccessful”), проте втрачається оцінна іронія, яка в оригіналі створює риторичний ефект. У

фрагменті про історичні події НМТ часто використовує більш прямолінійні конструкції, що зменшує нюанси значення: “The good fortune of Western Ukraine” замість більш контекстуально насиченого “Щастя Західної України полягало в тому, що тут радянська влада проіснувала на одне покоління менше”. Така трансформація частково спрощує смислову багатовимірність висловлювання, хоча фактичні дані залишаються коректними [66].

Переклади ChatGPT демонструють вищу здатність до збереження семантики, проте також містять окремі зсуви. Наприклад, у частині про полон Вікторії система передає “her eyeballs and part of her trachea had been removed”, що семантично точно, але зменшує емоційну експресивність оригіналу. У фрагменті про референдум і розпад СРСР ChatGPT передає ключові факти та логіку причинно-наслідкових зв’язків, проте деякі риторичні нюанси, такі як критична оцінка ролі західних областей у виживанні СРСР, подані у більш нейтральній формі (“Had it not been for this decision, the Soviet Union might have survived”). Таким чином, система відтворює зміст, але частково знижує емоційно-оцінну модальність [38].

Семантичні зміни можна класифікувати за кількома напрямками. Перший – лексичні трансформації, коли оригінальні слова або словосполучення замінюються більш поширеними або «безпечними» відповідниками, що знижує стилістичну виразність. Другий – граматичні зміни, які включають спрощення складнопідрядних конструкцій, перетворення пасивних форм на активні чи навпаки. Третій напрям – прагматичні та риторичні зміни, коли відтворюється базовий зміст, але втрачаються приховані модальні або емоційні відтінки. У розглянутих фрагментах саме ці три типи зсувів проявляються у машинних перекладах найбільш яскраво [76; 65].

Слід зазначити, що семантична вірогідність машинного перекладу сильно залежить від контексту. У коротких, фактологічних реченнях (наприклад, дати, вагові показники, імена) зсувів майже немає. У складних абзацах з оцінними судженнями, метафорами або риторичними конструкціями НМТ більш схильні до редукації семантики, навіть якщо формальна

правильність перекладу збережена. Це підтверджується дослідженнями Baker (2018) і Total (2020), які вказують, що системи НМТ часто не можуть відтворити складні семантичні взаємозв'язки, особливо ті, що включають культурні або емоційні контексти [70; 76].

Інший аспект – калькування та лексична «прямолінійність», коли оригінальні українські вислови або ідіоматичні форми перекладаються буквально. Наприклад, вислів “жити одним днем” у машинному перекладі передано як “live one day at a time”, що граматично вірно, але втрачає частину авторської інтонації та експресивності, помітної у контексті розповіді про війну та виживання. Водночас у людському перекладі ця фраза зберігає і стилістичну, і емоційну насиченість [28; 38].

Сумарно можна констатувати, що машинний переклад, хоч і забезпечує високий рівень фактологічної точності, має обмежену здатність передавати семантичну багатовимірність, особливо в текстах із сильним оцінним і емоційним компонентом. ChatGPT демонструє кращу семантичну гнучкість, ніж DeepL, проте обидві системи часто редукують тонкощі значення, що залишаються збереженими у людському перекладі.

Таким чином, для текстів, де значення та оцінні нюанси мають критичне значення (публіцистика, есе, аналітичні статті), використання машинного перекладу без пост-редагування може призводити до спотворення авторської семантики. Людський переклад залишається незамінним у забезпеченні повноти і точності смислового та оцінного навантаження тексту [28; 38].

## **2.5 Типові помилки й закономірності мовних трансформацій**

Мовні трансформації у перекладі відображають спосіб адаптації вихідного тексту до мовних, стилістичних і культурних норм цільової мови. Вони включають лексичні, синтаксичні, семантичні та прагматичні зміни, що можуть бути як свідомими, так і наслідком обмежень перекладача, у тому числі машинного. Аналіз перекладів, здійснених людьми, DeepL та ChatGPT,

дозволяє виявити типові закономірності та систематичні помилки, характерні для різних перекладацьких стратегій.

Серед найбільш поширених трансформацій – зміна лексичного складу для досягнення семантичної ясності або відповідності нормам цільової мови. У машинних перекладачів часто спостерігається явище лексичної нейтралізації: емоційно забарвлені слова або метафори замінюються більш стандартними відповідниками. Наприклад, українське «жити одним днем» у DeepL перекладено як “live one day at a time”, що граматично коректно, проте втрачено частину авторської інтонації та стилістичної насиченості. ChatGPT зберігає більшість лексичних нюансів, але в окремих випадках редукує складні ідіоми до буквального значення [76].

Людський переклад демонструє здатність точно передавати лексичні оцінні маркери, подвійні заперечення та політичні терміни (“not unsuccessful”, “key territory”), що забезпечує більш повну семантичну відповідність оригіналу. Водночас машинний переклад рідко передає іронічні або полемічні відтінки, що може призводити до часткової втрати авторського стилю та емоційного впливу.

Синтаксис є ще однією сферою, де спостерігаються систематичні зміни. Машинні перекладачі, як DeepL, віддають перевагу коротким реченням та простим конструкціям, що зменшує складність періодів і риторичну інтенсивність тексту. Наприклад, у фрагменті про референдум 1991 року DeepL застосовує розділення складнопідрядних речень на прості, що полегшує розуміння, але одночасно знижує смислову щільність. ChatGPT, навпаки, частіше зберігає складнопідрядні структури та логічні зв'язки, що ближче до людського перекладу, проте іноді надмірно адаптує синтаксис під англомовні стандарти, що може трохи змінювати тон висловлювання [65].

Людський переклад зазвичай дотримується балансування між складністю синтаксису та читабельністю, зберігаючи риторичну структуру і логіку аргументації оригіналу. Це особливо помітно у фрагментах із високим

аналітичним та публіцистичним навантаженням, де синтаксична форма стає носієм стилістичної та семантичної інформації.

Мовні трансформації супроводжуються семантичними зсувами, які можна класифікувати як: (1) редукція змісту, коли частина нюансів втрачається; (2) калькування, коли структура і значення словосполучень переносяться буквально; (3) уточнення, коли значення розкривається для цільової аудиторії [70; 38]. У машинних перекладах, особливо DeepL, переважає перший тип: редукція емоційного або оцінного компоненту. ChatGPT демонструє більшу гнучкість, поєднуючи калькування та уточнення, що дозволяє передавати більш широкий спектр семантичних відтінків.

Приклади семантичних зсувів у розглянутих фрагментах включають заміну авторських оцінних маркерів («не безуспішно» → “not unsuccessful”) та переформулювання політичних тверджень у більш нейтральному стилі. Такі зміни відображають типовий компроміс між семантичною точністю і мовною природністю у машинному перекладі [76; 65].

Особливу групу становлять прагматичні трансформації, що впливають на інтонацію, оцінну модальність та комунікативну функцію тексту. Наприклад, фрази з риторичними питаннями або звертаннями до читача у машинному перекладі частково втрачають інтерактивний ефект (“What can I do?” у ChatGPT передає зміст, але тон інтонаційного залучення дещо нейтралізований). Людський переклад зберігає ці елементи, що забезпечує максимальне наближення до авторської комунікативної стратегії [28; 38].

Узагальнення аналізу дозволяє виділити кілька закономірностей мовних трансформацій:

1. Стандартизація стилю в машинному перекладі, що проявляється у спрощенні синтаксису та нейтралізації оцінних відтінків.
2. Часткова втрата авторської семантичної багатовимірності, особливо в контекстах із високим емоційним чи публіцистичним навантаженням.

3. Більша адекватність ChatGPT порівняно з DeepL, особливо у відтворенні складних синтаксичних та семантичних структур, хоча тонально-стилістична точність все ще поступається людському перекладу.

4. Типові лексичні трансформації включають калькування, редукцію та нейтралізацію, які відображають алгоритмічні обмеження НМТ.

5. Збереження фактичної точності у коротких і простих реченнях, тоді як довгі, складнопідрядні конструкції більш схильні до змін [65; 38].

Таким чином, дослідження показує, що закономірності мовних трансформацій у машинному перекладі включають структурну стандартизацію, семантичну редукцію та адаптацію під норму цільової мови. Людський переклад залишається єдиним засобом повного збереження стилістичних, семантичних і прагматичних характеристик тексту, особливо у випадках публіцистичних або емоційно насичених матеріалів.

## **2.6 Узагальнення результатів стилістичного та семантичного аналізу**

Проведений аналіз трьох фрагментів текстів, перекладених людським перекладачем та системами машинного перекладу (DeepL, ChatGPT), дозволяє виділити ключові закономірності у відтворенні стилістичних і семантичних характеристик оригіналу. Розглянуті матеріали демонструють, що точність передавання змісту і стильові особливості у перекладі залежать як від природи перекладу, так і від складності тексту, а також від наявності емоційно-оцінних і культурно специфічних компонентів.

Аналіз стилістичних особливостей показує, що людський переклад максимально наближений до авторського оригіналу як за синтаксичною структурою, так і за риторичними засобами. Збережено складнопідрядні конструкції, метафори, оцінні модальності та риторичні питання, що дозволяє передати не лише фактичний зміст, а й авторську інтонацію та емоційне забарвлення тексту. У машинних перекладачів спостерігається тенденція до стандартизації стилю та спрощення синтаксису. DeepL, зокрема, надає

перевагу коротким і простим конструкціям, що полегшує розуміння, але редукує риторичну напругу та авторські нюанси. ChatGPT демонструє більшу здатність зберігати складнопідрядні конструкції та логічні зв'язки, проте іноді адаптує синтаксис під норми англомовної мови, що може незначно змінювати тон [70; 28].

Семантичний аналіз свідчить, що людський переклад забезпечує максимальну точність передавання значення, зберігаючи як фактичні дані, так і емоційно-оцінні відтінки. У машинних перекладачів найбільш поширеними є такі семантичні зсуви: лексична нейтралізація, калькування та редукція оцінних компонентів. Наприклад, фрази “жити одним днем” чи “не безуспішно” у машинних перекладах передані буквально, що зменшує авторську експресивність, хоча базовий зміст залишається [65; 38].

Виявлено закономірність, що машинний переклад забезпечує високу фактологічну точність у коротких і простих реченнях, однак у складних абзацах із високим публіцистичним чи емоційним навантаженням редукуються семантичні нюанси. ChatGPT у цьому плані демонструє кращу адаптацію, завдяки глибшій контекстуальній обробці, проте йому властиві окремі прагматичні спрощення та нейтралізація інтонаційних особливостей.

Типові закономірності стилістичних і семантичних трансформацій у машинному перекладі можна узагальнити так: по-перше, спрощення синтаксису та стандартизація стилю; по-друге, редукція емоційних і риторичних компонентів; по-третє, калькування культурно-специфічних виразів та ідіом; по-четверте, збереження фактологічної точності, особливо у числових або інформаційних даних [65; 38]. Людський переклад у цих же умовах забезпечує більш повну передачу змісту і стилю, включаючи модальні, оцінні та риторичні відтінки.

Узагальнення результатів показує, що переваги машинного перекладу проявляються у швидкості обробки великих текстів і високій точності фактологічної інформації, тоді як людський переклад незамінний для збереження авторської стилістики, семантичної насиченості та прагматичної

ефективності тексту. Систематичне порівняння показує, що оптимальним підходом є поєднання машинного перекладу з пост-редагуванням людиною, що дозволяє забезпечити баланс між точністю змісту та збереженням стилістичних і семантичних характеристик [70; 28; 38].

Отже, проведені дослідження дозволяють сформулювати такі ключові висновки. По-перше, людський переклад залишається стандартом якості у відтворенні стилістичних і семантичних характеристик тексту. По-друге, машинний переклад забезпечує високий рівень фактичної точності, проте демонструє типові закономірності трансформацій, що впливають на стилістичну та семантичну адекватність. По-третє, ChatGPT виявляє більшу контекстуальну гнучкість і здатність передавати складні смислові конструкції, ніж DeepL, хоча йому властиві окремі редукції інтонаційних і оцінних компонентів. По-четверте, комплексне використання машинного перекладу з подальшим людським пост-редагуванням дозволяє оптимально поєднувати швидкість і семантичну повноту перекладу, що є особливо важливим для публіцистичних і аналітичних текстів.

Таким чином, результати стилістичного та семантичного аналізу підтверджують, що якість перекладу не може оцінюватися лише за формальною точністю передавання змісту, а повинна враховувати також здатність передавати стилістичні, семантичні та прагматичні характеристики оригіналу. Це створює наукову основу для подальших досліджень у галузі машинного перекладу та його інтеграції в професійну практику перекладу [70; 76].

## ВИСНОВКИ

Проведене дослідження машинного перекладу як важливого феномена сучасної міжмовної комунікації дозволяє комплексно оцінити можливості та обмеження нейронних систем перекладу у відтворенні семантичного змісту й стилістичного оформлення текстів. Аналіз літератури та експериментальна частина засвідчили, що автоматизовані технології перекладу пройшли тривалий шлях розвитку – від систем на основі правил до сучасних моделей штучного інтелекту з архітектурою Transformer і механізмом уваги. Цей прогрес дав змогу суттєво підвищити точність і природність перекладів, що підтверджено теоретично й у межах практичного аналізу.

Стилістичний і семантичний аналіз перекладів продемонстрував, що людський переклад продовжує залишатися еталоном якості у відтворенні емоційно-оцінних та культурно маркованих елементів тексту. У перекладах машинних систем спостерігаються типові закономірності: спрощення синтаксису, нейтралізація емоційної тональності, калькування стійких виразів, а також редукція авторської експресії у публіцистичних і художніх текстах. Це зумовлено тим, що алгоритми насамперед орієнтуються на інформаційний зміст повідомлення, приділяючи недостатньо уваги прагматичним і риторичним аспектам висловлення.

Порівняльний аналіз DeepL і ChatGPT засвідчив відмінності у принципах стилістичної обробки тексту. DeepL забезпечує вищу термінологічну стабільність та структурну чіткість, проте вирівнює авторський стиль, що призводить до втрати індивідуальних мовних характеристик. ChatGPT, навпаки, демонструє більшу контекстуальну гнучкість, здатність утримувати складні синтаксичні конструкції й передавати інтенційні особливості тексту, хоча часом допускає надмірну нейтралізацію оцінних компонентів і прагматичних маркерів.

Суттєвою перевагою машинного перекладу є висока швидкість опрацювання великих масивів даних та збереження фактологічної точності, особливо у ділових і технічних текстах. Однак у сферах, де важливо зберегти

авторську манеру, стилістичну багаторівневість і вплив на читача, машинний переклад поки що не здатен повністю замінити перекладача-людину. Це підтверджує доцільність використання гібридного підходу: застосування НМТ для первинного перекладу та подальше пост-редагування фахівцем, що дозволяє поєднати точність і стилістичну автентичність тексту.

Отже, до головних результатів роботи належать:

- систематизовано основні підходи до машинного перекладу та визначено їхній вплив на якість міжмовної комунікації;
- виокремлено типові стилістичні та семантичні трансформації, властиві машинним перекладачам;
- доведено, що сучасні нейромережеві моделі здатні адекватно відтворювати зміст тексту, але частково втрачають його експресивність та прагматику;
- окреслено переваги ChatGPT над DeepL у збереженні контекстуальних і риторичних особливостей, попри окремі зміщення інтонації;
- запропоновано напрями вдосконалення систем машинного перекладу з акцентом на стилістичну адаптивність і контекстуальне моделювання.

Таким чином, машинний переклад нині посідає ключове місце у сучасному інформаційному середовищі, однак повна стилістична та прагматична еквівалентність тексту залишається досяжною переважно у взаємодії штучного інтелекту та людини. Результати роботи формують підґрунтя для нових досліджень у галузі комп'ютерної лінгвістики і можуть бути використані у практиці професійного перекладу для підвищення ефективності редагування текстів, згенерованих штучним інтелектом.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Бондаренко О. Лексико-семантичні та стилістичні трансформації у перекладі художньої прози: на матеріалі трилогії The Hunger Games. Вісник Київського національного лінгвістичного університету. 2020.
2. Грицак Я. Не завдяки, а всупереч. The Ukrainians. 2024. URL: <https://theukrainians.org/ne-zavdiaky-a-vsuperech/>.
3. Зарембо К. Де є воля, там є шлях. The Ukrainians. 2025. URL: <https://theukrainians.org/de-volia-tam-shliakh/>.
4. Кращий за Google Translate: як DeepL підкорює світовий ринок ШІ-перекладів. Економічна правда. URL: <https://www.epravda.com.ua/publications/2024/06/11/714964> (дата звернення: 18.11.2025).
5. Передерій Г. М. Концепт LIE у телесеріалі «Теорія брехні». Нова філологія. Запоріжжя : ЗНУ, 2013. № 49. С. 56–58.
6. Передерій Г. М. Актуальні проблеми германістики : навчальний посібник для студентів інституту філології зі спеціальності 8.030502 «Мова та література» (англійська). Миколаїв : ЧДУ ім. П. Могили, 2012. 60 с.
7. Передерій Г. М. Композиційно-мовленнєві форми оповіді в англійській поетичній драмі. Південний архів. Філологічні науки. Херсон : Видавництво ХДУ, 2011. Вип. 15. С. 222–227.
8. Передерій Г. М. Концептуальний простір англійської поетичної драми. Тези міжнародної конференції «Ольвійський форум – 2011: Стратегії України в геополітичному просторі», Ялта, 8–12 червня 2011 р. Миколаїв : ЧДУ ім. П. Могили, 2011. Т. 4. С. 19–20.
9. Передерій Г. М. Концептуальний простір драматичної англійської поетичної драми. Нова філологія. Запоріжжя : ЗНУ, 2012. № 52. С. 143–148.
10. Передерій Г. М. Концептуальний простір символічної англійської поетичної драми. Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія : Лінгвістика. Херсон : Видавництво ХДУ, 2013. Вип. 19. С. 285–290.

11. Передерій Г. М. Особливості парадоксальних словесних поетичних образів в образному просторі англомовної поетичної драми. Функціональна лінгвістика. Симферополь : Крымский республиканский институт последипломного педагогического образования, 2011. № 2, т. 2. С. 117–120.

12. Передерій Г. М. Реконструкція концептуального простору героїко-трагічного англомовної поетичної драми. Наукові записки КДПУ ім. В. Винниченка. Серія : Філологічні науки (мовознавство). Кіровоград : РВВ КДПУ ім. В. Винниченка, 2012. Вип. 105 (2). С. 119–123.

13. Передерій Г. М. Семантичний простір англомовної поетичної драми. Тези міжнародної конференції «Ольвійський форум – 2012: Стратегії України в геополітичному просторі». Миколаїв : ЧДУ ім. П. Могили, 2012. Т. 10. С. 75.

14. Передерій Г. М. Художній і текстовий концепти як складники концептуального простору англомовної поетичної драми. Нова філологія. Запоріжжя : ЗНУ, 2012. № 49. С. 163–166.

15. Передерій Г. М. Концептуальні картини світу, втілені в англомовній поетичній драмі. Тези міжнародної конференції «Ольвійський форум – 2013: Стратегії України в геополітичному просторі», Ялта, 5–9 червня 2013 р. Миколаїв : ЧДУ ім. П. Могили, 2013. С. 21–23.

16. Про мовні моделі DeepL. DeepL Довідковий центр. DeepL Support. URL: <https://support.deepl.com/hc/uk/articles/14241705319580> (дата звернення: 18.11.2025).

17. Ситник Н. В. Лекції з курсу «Теорія і практика перекладу». Навчальні матеріали КНУ. Київ, 2021.

18. Тіщенко Д. Дмитро Тіщенко: Жити в Сумах – протест і маніфест. The Ukrainians. URL: <https://theukrainians.org/sumy-rano-ozhyvaiut/> (дата звернення: 25.11.2025).

19. Як працює перекладач – один із найкращих ШІ-перекладачів у світі. dev.ua, 2024. URL: <https://dev.ua/news/deepl-strong-1718102349> (дата звернення: 18.11.2025).

20. Bahdanau D., Cho K., Bengio Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. ICLR 2015. arXiv:1409.0473.
21. Bahdanau D., Cho K., Bengio Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate. ICLR Conference Paper. 2015.
22. Baker M. In Other Words: A Coursebook on Translation. 3rd ed. London : Routledge, 2018.
23. Baker M. In Other Words: A Coursebook on Translation. 3rd ed. Routledge, 2018.
24. Banerjee S., Lavie A. METEOR: An Automatic Metric for MT Evaluation with Improved Correlation with Human Judgments. Proceedings of the ACL Workshop on Intrinsic and Extrinsic Evaluation Measures for MT and Summarization. Ann Arbor, 2005. P. 65–72.
25. Belinkov Y., Durrani N., Dalvi F., Sajjad H., Glass J. On the Linguistic Representational Power of Neural Machine Translation Models. Computational Linguistics. 2020. Vol. 46, № 1. P. 1–52. DOI: 10.1162/coli\_a\_00367.
26. Bojar O., Graham Y., Kamran A., Zeman D. Results of the WMT17 Neural Machine Translation Task. Proceedings of the Second Conference on Machine Translation (WMT17). Copenhagen, 2017.
27. Castilho S., Moorkens J., Sharon O. Machine Translation and Post-Editing Quality: Investigating Comprehension, Cognitive Load and Perceived Quality. Machine Translation. 2020. Vol. 34, № 3. P. 255–278. DOI: 10.1007/s10590-020-09237-9.
28. Castilho S., Moorkens J., Gaspari F., Way A. Approaches to Human and Machine Translation Quality Assessment. Cham : Springer, 2018.
29. Catford J. C. A Linguistic Theory of Translation. Oxford : Oxford University Press, 1965.
30. Chatzikoumi E. How to Evaluate Machine Translation: A Review of Automated and Human Metrics. Natural Language Engineering. 2019. Vol. 26, № 1. P. 3–30. DOI: 10.1017/S1351324919000362.

31. Cho K., van Merriënboer B., Gulcehre C., Bahdanau D., Bougares F., Schwenk H., Bengio Y. Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. 2014. arXiv:1406.1078.
32. Dabre R., Chu C., Kunchukuttan A. A Survey of Multilingual Neural Machine Translation. ACM Computing Surveys. 2020.
33. Edunov S., Ott M., Auli M., Grangier D. Understanding Back-Translation at Scale. Proceedings of EMNLP. 2018. P. 489–500.
34. Freitag M., Foster G., Grangier D. Human-Parity in Machine Translation: Are We There Yet? Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Seattle, 2022. P. 5528–5547.
35. Freitag M., Roy S., Grangier D. BLEU Might Be Guilty but References Are Not Innocent. Proceedings of EMNLP. Brussels, 2018. P. 1974–1984.
36. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation. 1997. Vol. 9, № 8. P. 1735–1780.
37. Horbačauskienė J., Petronienė G. Modulation as a Translation Technique. Studies about Languages. 2012.
38. House J. Translation Quality Assessment: Past and Present. London : Routledge, 2015.
39. Hrytsak Y. Not Thanks To, But Despite. The Ukrainians. 2024. URL: <https://theukrainians.org/en/not-thanks-to-but-despite/>.
40. Hutchins W. J. Machine Translation: Past, Present, Future. Chichester : Ellis Horwood, 1986.
41. IBM alignment models. Wikipedia. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/IBM\\_alignment\\_models](https://en.wikipedia.org/wiki/IBM_alignment_models) (дата звернення: 18.11.2025).
42. Johnson M. et al. Google’s Multilingual Neural Machine Translation System: Enabling Zero-Shot Translation. Transactions of the Association for Computational Linguistics. 2017. P. 339–351.

43. Jurafsky D., Martin J. H. *Speech and Language Processing*. 3rd ed., draft version. Stanford University, 2023.
44. Koehn P. *Europarl: A Parallel Corpus for Statistical Machine Translation*. MT Summit. 2005.
45. Koehn P. *Statistical Machine Translation*. Cambridge : Cambridge University Press, 2010.
46. Koponen M. *Assessing Machine Translation Quality with Error Analysis*. *MikaEL: Electronic Proceedings of the KäTu Symposium on Translation and Interpreting Studies*. 2010. Vol. 4. P. 1–12.
47. Koponen M., Salmi L. *Neural Machine Translation Post-Editing: Stylistic Shifts and Translator Agency*. *Translation Spaces*. 2023. Vol. 12, № 1. P. 45–67.
48. Kostina O. V., Horbovyi A. *State-of-the-art machine translation systems using artificial neural network*. 2023. URL: <https://ir.dpu.edu.ua/entities/publication/fd2c8b99-74ee-44bc-9c98-a40fc138ce4f> (дата звернення: 18.11.2025).
49. Läubli S., Sennrich R., Wehrli E. *Has Machine Translation Achieved Human Parity? A Case for Document-Level Evaluation*. *Proceedings of EMNLP*. Brussels, 2018. P. 4791–4796.
50. Li J., Wang Y., Wang S. et al. *Eliciting the Translation Ability of Large Language Models via Multilingual Finetuning with Translation Instructions*. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2305.15083> (дата звернення: 25.11.2025).
51. Licht D., Gao C., Lam J., Guzman F., Diab M., Koehn P. *Consistent Human Evaluation of Machine Translation across Language Pairs*. *arXiv preprint*. 2022. arXiv:2205.08533. 15 p.
52. Makhambetov O. et al. *A Dataset and Exploratory Study for Kazakh–English Neural Machine Translation*. *Proceedings of LREC*. 2020.
53. Molina L., Hurtado Albir A. *Translation Techniques Revisited: A Dynamic and Functionalist Approach*. *Meta*. 2002. Vol. 47, № 4. P. 498–512.
54. Moussallem D. et al. *BabelNet-based Neural Machine Translation*. *Proceedings of RANLP*. 2017.

55. Munday J. *Introducing Translation Studies*. 5th ed. London : Routledge, 2016.
56. Newmark P. *A Textbook of Translation*. New York : Prentice Hall, 1988.
57. Nida E. A. *Toward a Science of Translating*. Leiden : Brill, 1964.
58. Papineni K., Roukos S., Ward T., Zhu W.-J. BLEU: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation. *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*. 2002. P. 311–318.
59. Popel M. et al. *Transforming Machine Translation: A Deep Learning Breakthrough*. *Computational Linguistics and Intellectual Technologies*. 2018.
60. Popović M. *On the Differences Between Human and Machine Translation*. arXiv preprint. 2020. arXiv:2007.05700.
61. Raunak V., Mathur P., Lakew S. et al. *Leveraging GPT-4 for Automatic Translation Post-Editing*. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2305.14878> (дата звернення: 18.11.2025).
62. Reinke U. *MT Quality Estimation: A Survey. Part I: Models, Datasets and Evaluation*. *Machine Translation*. 2021. Vol. 35, № 4. P. 469–527. DOI: 10.1007/s10590-021-09258-1.
63. Reinke U. *MT Quality Estimation: A Survey. Part II: Metrics and Practical Applications*. *Machine Translation*. 2021. Vol. 35, № 4. P. 529–564. DOI: 10.1007/s10590-021-09259-0.
64. Rivera-Trigueros I., Cerezo E., Sánchez-Gijón P. *Machine Translation Systems and Quality Assessment: A Systematic Review*. *Language Resources and Evaluation*. 2022. Vol. 56, № 2. P. 593–619. DOI: 10.1007/s10579-021-09537-5.
65. Robinson N. R., Ryan J., Blasi D. *ChatGPT MT: Competitive for High-(but not Low-) Resource Languages*. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2309.07423> (дата звернення: 23.11.2025).
66. *Rule-based machine translation*. *Machine Translate*. URL: <https://machinetranslate.org/rule-based-machine-translation> (дата звернення: 18.11.2025).

67. Scarton C., Forcada M. L., Esplà-Gomis M., Specia L. Estimating Post-Editing Effort: A Study on Human Judgements, Task-Based and Reference-Based Metrics of MT Quality. arXiv preprint. 2019. arXiv:1910.06204. 22 p.
68. Sennrich R., Haddow B., Birch A. Neural Machine Translation of Rare Words with Subword Units. Proceedings of ACL. 2016. P. 1715–1725.
69. Snover M., Dorr B., Schwartz R., Micciulla L., Makhoul J. A Study of Translation Edit Rate with Targeted Human Annotation. Proceedings of the Association for Machine Translation in the Americas. Cambridge, 2006. P. 223–231.
70. Somers H. Review Article: Example-Based Machine Translation. Machine Translation. 2000. Vol. 14, № 2. P. 113–157.
71. Tishchenko D. Sumy springs to life early. Sumy dies each night. The Ukrainians. 2025. URL: <https://theukrainians.org/en/sumy-springs-to-life/>.
72. Toral A., Way A. What Level of Quality Can Neural Machine Translation Attain on Literary Text? The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics. 2018. № 110. P. 131–160. DOI: 10.2478/pralin-2018-0012.
73. Toral A. Post-editeese: an Exaggerated Translationese. Translation Spaces. 2020. Vol. 9, № 2. P. 240–267.
74. Tronch J. Translation Techniques and Strategies: Teaching Materials. University of Valencia, 2010.
75. Turdaliyeva G. Stylistic Adaptation in Literary Translation. Journal of Language and Linguistic Studies. 2023.
76. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser Ł., Polosukhin I. Attention Is All You Need. NeurIPS 2017. arXiv:1706.03762.
77. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N. et al. Attention Is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems. 2017.
78. Wang W. A Review of Machine Translation Quality Assessment Methods. Frontiers in Computing and Intelligent Systems. 2021. Vol. 5, № 2. P. 1–10. DOI: 10.54097/fcis.v5i2.13113.

79. Way A. Quality expectations of neural machine translation. *Computers and Translation*. 2018. Vol. 31, № 4. P. 39–58.

80. Wu Y. et al. Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation. arXiv preprint. 2016. arXiv:1609.08144.

81. Zarembko K. Where There's a Will, There's a Way. *The Ukrainians*. 2025. URL: <https://theukrainians.org/en/where-there-is-a-will/>.

82. Zhu W., Li Z., Wang B. et al. Multilingual Machine Translation with Large Language Models: Empirical Results and Analysis. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2304.04675> (дата звернення: 18.11.2025).

83. Zoph B., Yuret D., May J., Knight K. Transfer Learning for Low-Resource Neural Machine Translation. *EMNLP*. 2016.